



UFRJ

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
PPGG - PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA**

**IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS VERDES URBANAS NO MUNICÍPIO DO RIO
DE JANEIRO UTILIZANDO MODELOS DE MISTURA ESPECTRAL**

Rio de Janeiro

2017



UFRJ

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO DE JANEIRO
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM GEOGRAFIA

**IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS VERDES URBANAS NO MUNICÍPIO DO RIO
DE JANEIRO UTILIZANDO MODELOS DE MISTURA ESPECTRAL.**

ANA CAROLINA DE ALMEIDA TAVARES

Dissertação apresentada
ao Programa de Pós Graduação
Geografia, da Universidade Federal do
Rio de Janeiro, como parte dos requisitos
para obtenção do título de Mestre.

Orientador: Prof. Dr^a. Elizabeth Maria
Feitosa da Rocha de Souza

Rio de Janeiro

2017

BANCA EXAMINADORA

Defesa da dissertação de mestrado do(a) aluno(a) **Ana Carolina de Almeida Tavares**, intitulada: **IDENTIFICAÇÃO DE ÁREAS VERDES URBANAS NO MUNICÍPIO DO RIO DE JANEIRO UTILIZANDO MODELOS DE MISTURA ESPECTRAL**, orientado pelo(a) **Prof. Dra. Elizabeth Maria Feitosa da Rocha de Souza**, apresentado à banca examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Geografia da UFRJ, em (dia) de (mês) de (ano).

Os membros da Banca Examinadora consideraram o(a) candidato(a)

_____ .

Banca Examinadora:

(Assinatura)_____

Prof. Dr^a. Elizabeth Maria Feitosa da Rocha de Souza/ UFRJ

(Assinatura)_____

Prof. Dr^a. Carla Bernadete Madureira Cruz/ UFRJ

(Assinatura)_____

Prof. Dr^a. Monika Richter/ UFRRJ

“O Verdadeiro Conhecimento vem de Dentro”

Sócrates

AGRADECIMENTOS

Agradeço à professora e orientadora Elizabeth Maria Feitosa, por sua dedicação, atenção e paciência ao longo desse período. Principalmente, por ter me encorajado e não ter desistido de mim.

Aos meus pais, Marlene e Adilson, por terem me proporcionado ao longo da vida, oportunidades que conduziram a esse momento. A meu pai, em especial, por sempre acreditar e sonhar comigo.

Ao meu companheiro de vida, por estar ao meu lado em todos os momentos difíceis, me fazendo acreditar que tudo valeria a pena no final. Obrigado por ser o pai maravilhoso que você é, por representar tão bem esse papel e me ajudar no meu papel de mãe. Aprender ao seu lado é maravilhoso, Daniel de Moraes.

Queria agradecer a mais grata surpresa que aconteceu na vida, a Maitê. Por sem saber e sem querer, me tornar uma pessoa mais forte e destemida. Sua presença me faz querer sem melhor. Ter você ao meu lado diariamente é luz.

Aos Parentes, Amigos, Sogro e Sogra, pelo apoio e por terem compreendido os momentos de ausência.

Ao lab. ESPAÇO e aos amigos espaçosos, em especial ao João Vitor Marques, por me auxiliar onde pode, por se mostra sempre disposto e ter estado ao meu lado.

O presente trabalho contou com o apoio do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico - **CNPq**.

LISTA DE FIGURAS

FIGURA 1- Linha do Tempo dos Planos Diretores Arbóreos Urbanos municipais implantados	3
FIGURA 2 – Localização da Área de Estudo, o município do Rio de Janeiro.....	6
FIGURA 3 - Localização das Áreas Protegidas do município do Rio de Janeiro.....	8
FIGURA 4 - Mancha urbana da Cidade do Rio de Janeiro em 1557.....	10
FIGURA 5 - Mancha urbana da Cidade do Rio de Janeiro em 1650.....	10
FIGURA 6 - Mancha urbana da Cidade do Rio de Janeiro em 1770.....	11
FIGURA 7 - Localização das Área Urbanizada do município do Rio de Janeiro.....	12
FIGURA 8 - A imagem digital é uma matriz bidimensional de linhas e colunas.....	13
FIGURA 9 - Representação da intensidade da reflectância de um pixel.....	14
FIGURA 10 - Degradação das classes A e B no pixel central da imagem de referência e o mapeamento subpixel.....	15
FIGURA 11 - Gráfico demonstrativo da curva espectral da água e sua absorção e espalhamento na água limpa	17
FIGURA 12 - Curva Espectral dos solos contendo diferentes percentuais de água	18

FIGURA 13 - Seção transversal de uma folha mostrando os caminhos REM incidente	19
FIGURA 14 - Fatores determinantes de reflectância da folha	20
FIGURA 15 - Representação das quatro causas de pixels mistos.	22
FIGURA 16 - Confusão espectral causada pela mistura de dois tipos de cobertura do solo	23
FIGURA 17 - Representação dos Modelos de Mistura Espectral	25
FIGURA 18 - Decomposição multicamada de pixels mistos	26
FIGURA 19 - Decomposição multicamada de pixels mistos	27
FIGURA 20 - Demonstração do conjunto convexo gerado de acordo com a dimensão do espaço	31
FIGURA 21 - Funções associadas as Áreas Verdes; Ecológica, Social, Educativa, Estética e Psicológica.....	39
FIGURA 22 - Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, bicicletas na Av. Paulista fechada.....	41
FIGURA 23 - Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, banho de sol na Av. Paulista fechada.....	41
FIGURA 24 - Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos fechada, picnic na Av. Paulista.....	41

FIGURA 25 - Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, bicicletas na Av. Brasil fechada.....	42
FIGURA 26 - Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, crianças de skate e bicicleta na Av. Brasil fechada.....	42
FIGURA 27 - Esquema representativo para classificação das áreas verdes urbanas no município de Paulínia (SP)	44
FIGURA 28 - Fluxograma metodológico.....	49
FIGURA 29 - Respostas espectrais relativas as bandas do satélite WorldView - 2.....	55
FIGURA 30 - Fluxograma metodológico das Etapas de Geração do Modelo Linear de Mistura.....	58
FIGURA 31 - Fluxograma MNF	59
FIGURA 32 - Resultados da transformação da banda 1.....	60
FIGURA 33 - Resultados da transformação da banda 2.....	61
FIGURA 34 - Resultados da transformação da banda 3.....	61
FIGURA 35 - Resultados da transformação da banda 4.....	62
FIGURA 36 - Resultados da transformação da banda 5.....	62
FIGURA 37 - Resultados da transformação da banda 6.....	63
FIGURA 38 - Conjunto de Bandas resultante do processamento MNF na Imagem Landsat OLI	63

FIGURA 39 - Scatterplots das Bandas MNF das Banda 1.vs. Banda 2.....	64
FIGURA 40 - Scatterplots das Bandas MNF das Banda 1.vs. Banda 3.....	65
FIGURA 41 - Scatterplots das Bandas MNF das Banda 1.vs. Banda 3.....	65
FIGURA 42 - Fluxograma dos procedimentos PPI no software ENVI	67
FIGURA 43 - Imagem resultante do processo de PPI	68
FIGURA 44 - Nuvem de pixels no Espaço n - dimensional.....	69
FIGURA 45 - Gráfico com resposta espectral dos pixels puros para a classe solo.....	70
FIGURA 46 - Gráfico com resposta espectral dos pixels puros para a classe vegetação.....	70
FIGURA 47 - Gráfico com resposta espectral dos pixels puros para a classe solo água/sombra.....	71
FIGURA 48 - Composição - Imagem Fração Solo, Vegetação e Água ou Sombra no <i>stacking</i> de sete bandas do Landsat - 8.....	72
FIGURA 49 - Imagem Fração Vegetação.....	72
FIGURA 50 - Imagem Fração Água/Sombra.....	73
FIGURA 51 - Imagem Fração Solo.....	73
FIGURA 52 - Imagem Erro.....	74
FIGURA 53 - Classes Vegetacionais, herbácea e arbustiva.....	75
FIGURA 54 - Polígono 180 m x 180 m gerado a partir da imagem Landsat.....	76

FIGURA 55 - Distribuição dos 120 polígonos, 60 da classe Arbórea e 60 da classe Herbácea, com 32400 m ² de área.....	76
FIGURA 56 - Fluxograma do processo de validação do MLME e de extração dos valores de área.....	77
FIGURA 57 - Sombreamento decorrente da diferença entre a altura do dossel das árvores.....	78
FIGURA 58 - Sombreamento decorrente do relevo acidentado da área de estudo.....	78
FIGURA 59 - Conjunto de dados após a transformação linear - PCA	81
FIGURA 60 - PC1 , com informações comuns a todos os conjuntos de dados.....	81
FIGURA 61 - PC2 , apresenta as feições mais bem detalhadas do conjunto de dados, conseqüentemente menor ruído.....	81
FIGURA 62 - PC3 , conjunto de dados com maior presença de ruído e menor detalhamento das feições.....	81
FIGURA 63 - Representação do modelo de cores HSV	82
FIGURA 64 - Conjunto de dados após a transformação do sistema de cores, RGB para HSV	83
FIGURA 65 - Imagem resultante da transformação HSV , representação do Hue - Matiz.....	83
FIGURA 66 - Imagem resultante da transformação HSV , representação do Saturation - Saturação.....	83

FIGURA 67 - Imagem resultante da transformação HSV , representação do Value - Brilho.....	83
FIGURA 68 - Recorte da Imagem Landsat com pixels de 30m de resolução espacial.....	85
FIGURA 69 - Recorte da Imagem Landsat com pixels de 0,5 m de resolução espacial.....	85
FIGURA 70 - Conjunto de dados após a transformação linear - PCA	85
FIGURA 71 - Conjunto de dados após a transformação do sistema de cores, RGB para HSV	85
FIGURA 72 - Processo de segmentação <i>chess board</i> e a classificação resultante.....	86
FIGURA 73 - Mapeamento de áreas verdes, resultado do MLME	87
FIGURA 74 - Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 1.....	91
FIGURA 75 - Mapeamento de áreas verdes do Alto da Boa Vista e Praça da Bandeira.....	93
FIGURA 76 - Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 2.....	94
FIGURA 77 - Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 3.....	96
FIGURA 78 - Mapeamento de áreas verdes da Cidade de Deus e Grumari.....	97

FIGURA 79 - Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 4.....	98
FIGURA 80 - Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 5.....	107
FIGURA 81 - Classificação dos Bairros quanto ao índice de área verde (m ² por hab.)	110
FIGURA 82 - Classificação dos Bairros quanto ao percentual de cobertura vegetal (m ²)	111
FIGURA 83 - Mapeamento de áreas verdes proposto, resultante do MLME	112

LISTA DE GRÁFICOS

GRÁFICO 1 - MNF EigenvaluePlot.....	64
GRAFICO 2 - Resultante do PPI	68
GRÁFICO 3 - Resultante do PCA	81
GRAFICO 4 - Resultante do HSV	84
GRÁFICO 5 - IAV e PCV por Bairros da AP - 1	91
GRÁFICO 6 - IAV por Bairros da AP - 1	92
GRÁFICO 7 - PCV por Bairros da AP - 1	95
GRÁFICO 8 - IAV e PCV por Bairros da AP - 2	97

GRÁFICO 9 - IAV por Bairros da AP - 2.....	99
GRÁFICO 10 - PCV por Bairros da AP - 2.....	99
GRÁFICO 11 - IAV e PCV por Bairros da AP - 3.....	100
GRÁFICO 12 - IAV por Bairros da AP - 3.....	102
GRÁFICO 13 - PCV por Bairros da AP - 3.....	102
GRÁFICO 14 - IAV e PCV por Bairros da AP - 4.....	103
GRÁFICO 15 - IAV por Bairros da AP - 4.....	105
GRÁFICO 16 - PCV por Bairros da AP - 4.....	105
GRÁFICO 17 - IAV e PCV por Bairros da AP - 5.....	106
GRÁFICO 18 - IAV por Bairros da AP - 5.....	108
GRÁFICO 19 - PCV por Bairros da AP - 5.....	108

LISTA DE TABELAS

TABELA 1 - Organograma dos principais benefícios das áreas verdes urbanas.....	40
TABELA 2 - Características espectrais dos instrumentos imageadores OLI e TIRS	52
TABELA 3 - Características espectrais do Satélite WorldView.....	54
TABELA 4 - IAV por Área de Planejamento do Município do Rio de Janeiro.....	88

TABELA 5 - **PCV** por Área de Planejamento do Município do Rio de Janeiro...88

TABELA 6 - Cálculos de m² de área verde total, de praças e de área de proteção por **AP's** e o Índice de área verde.90

LISTA DE ANEXOS

ANEXO 1 - Dado tabular da vegetação arbórea, com demonstrativo do cálculo dos valores de área, da diferença e percentual.

ANEXO 2 - Diferença da classe vegetacional arbórea entre a imagem WorldView e o **MLME**.

ANEXO 3 - **IAV** por Bairro das Áreas de Planejamento.

ANEXO 4 - **PCF** por Bairro das Áreas de Planejamento.

LISTA DE SIGLAS

AME - Análise de Mistura Espectral

AP - Áreas de Planejamento

APP - Áreas de Proteção Permanente

AV - Áreas Verdes

Av. - Avenida

CIDE - Centro de Informações e Dados do Rio de Janeiro

CMG – *Control Moment Gyroscopes*

CMY - Sistema de cor *Cyano - Magenta - Yellow*

CONAMA - Conselho Nacional de Meio Ambiente

CPRM - Companhia de Pesquisa de Recursos Minerais

GAMIL - Grande Área Metropolitana de Lisboa

HSV - Sistema de cor *Hue - Saturation - Value*

IAV- Índice de Área Verde Urbana

IBGE - Instituto Brasileiro de Geografia e Estatísticas

IF - Imagem Fração

IFOV - *Instantaneous Field Of View*

INMET - Instituto Nacional de Meteorologia

INPE - Instituto nacional de Pesquisas Espaciais

IPP - Instituto Pereira Passos.

MNF – *Minimization Noise Fraction*

MLME - Modelo Linear de Mistura Espectral

MMA - Ministério de Meio Ambiente

MME - Modelos de Mistura Espectral

NASA - *National Aeronautics and Space Administration*

ND - Número Digital

NDVI - Índice de Vegetação por Diferença Normalizada

OBIA - *Object Based Image Analysis*

OLI - *Operational Land Imager*

ONU - Organização das Nações Unidas

OMS - Organização Mundial da Saúde

PC - *Principal Components*

PCA - *Principal Components Analysis*

PCV - Percentual de Cobertura Vegetal

PDAU - Plano Diretor Arbóreo Urbano

PDDUS - Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano Sustentável

PDP - Plano Diretor Participativo

PMMA - Plano Nacional de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica

PPI - *Pixel Purity Index*

REM - Radiação eletromagnética

RGB - Sistema de cor *Red - Green - Blue*

RN - Redes Neurais

RJ - Rio de Janeiro

SMAC - Secretaria Municipal de Meio Ambiente

SP - São Paulo

SR - Sensores Remotos

TIRS - *ThermalInfrared Sensor*

UC - Unidade de Conservação

USGS - *United States Geological Survey*

VIS - Vegetation - Impervious Surface - Soil

VHL - *Vegetation - LowAlbedo - HighAlbedo*

WV - WorldView

Sumário

I.	INTRODUÇÃO.....	1
	1.1 Objetivos.....	5
	1.1.1 Geral.....	5
	1.1.2 Específicos.....	5
	1.1.3 Caracterização da Área de Estudo.....	5
II.	REVISÃO CONCEITUAL.....	13
	2.1 Unidade mínima de representação da imagem - o Pixel.....	13
	2.1.1 A análise de dados matriciais a partir do conceito de subpixel.....	14
	2.2 Comportamento Espectral dos Alvos.....	16
	2.2.1 Comportamento Espectral da Água.....	17
	2.2.2 Comportamento Espectral do Solo.....	18
	2.2.3 Comportamento Espectral da Vegetação.....	18
	2.3 A complexidade e mistura de usos e alvos.....	20
	2.3.1 O Reflexões sobre a mistura espectral aplicada no mapeamento temático.....	21
	2.3.2 Decomposição Espectral.....	24
	2.3.2.1 Média Ponderada Simples.....	25
	2.3.2.2 Regressão Linear Simples.....	25
	2.3.2.3 <i>C - means fuzzy</i>	26
	2.3.2.4 Rede Neurais.....	26
	2.3.4 Modelo Linear de Mistura Espectral.....	28
	2.3.5 O uso de Modelo Linear de Mistura na análise de Áreas Urbanas.....	32
	2.4 Áreas Verdes Urbanas.....	34
	2.4.1 Áreas verdes em ambientes urbanos.....	37
	2.4.2 Legislação urbanística para o estabelecimento e administração de áreas verdes urbanas no Rio de Janeiro.....	42
	2.4.3 Plano Diretor Arbóreo Urbano.....	45

2	METODOLOGIA.....	49
3	PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS.....	51
	Etapa I - Aquisição das imagens sensor do WorldView e do Landsat 8.....	51
	Etapa II - Pré processamento.....	55
	Etapa III - Geração do Modelo Linear de Mistura.....	57
	Etapa IV - Análise do comportamento da Mistura Espectral.....	75
	Etapa VI - Quantificação e Qualificação dos Fragmentos e Cálculo dos índices e percentual de cobertura vegetal e análises.....	85
4	RESULTADOS.....	89
5	CONCLUSÃO.....	102
6	REVISÃO BIBLIOGRAFIA.....	105

I. INTRODUÇÃO

Segundo dados do **IBGE** Cidades (2014), o município do Rio de Janeiro possui uma área territorial de aproximadamente 1.197 km² e uma população estimada de 6.476.631 habitantes em 2015. A população está presente na zona urbana conforme indicação do zoneamento urbano-ambiental do município, que regula o uso e ocupação do solo. A cidade apresenta no mesmo ano, uma densidade demográfica de 5.408,627 hab./km², superior à do Estado que é de 365,23 hab./km², correspondendo à cidade mais urbanizada e com maiores índices populacionais do Estado.

A Lei Federal Nº 10.257, de 10 de julho de 2001, que rege o Estatuto da Cidade apresenta as diretrizes gerais para a política de planejamento e gestão do espaço urbano.

“Na execução da política urbana, de que tratam os arts. 182 e 183 da Constituição Federal será aplicado o previsto nesta Lei. Parágrafo único. Para todos os efeitos, esta Lei, ..., estabelece normas de ordem pública e interesse social que regulam o uso da propriedade urbana em prol do bem coletivo, da segurança e do bem-estar dos cidadãos, bem como do equilíbrio ambiental.”

O Estatuto das Cidades é apenas um dos instrumentos de política urbana que dispomos, assegurando o direito do cidadão a uma cidade sustentável. Dispondo em seu texto direitos ainda mais básicos como o direito à terra urbana, à moradia, ao saneamento ambiental, à infraestrutura urbana, ao transporte e aos serviços públicos, ao trabalho e ao lazer, para as presentes e futuras gerações.

O município é, por excelência, o locus de solução dos problemas urbanos e nele se dará a execução de política de desenvolvimento urbano. O Estatuto da Cidade traça diretrizes e regras básicas para delegar uma série de atribuições aos Municípios visando a concretização das políticas públicas urbanas. Definindo por lei a obrigatoriedade da elaboração de Plano Diretor Municipal para cidades com mais de 20 mil habitantes, cidades integrantes de regiões metropolitanas e aglomerações urbanas, integrantes de áreas de especial

interesse turístico e as inseridas na área de influência de empreendimentos ou atividades com significativo impacto ambiental de caráter regional ou nacional. O Estatuto serve de guia para o Plano Diretor Municipal que é o mecanismo básico da política de desenvolvimento e expansão urbana do Município, que disciplinam o parcelamento, ordenação e controle do uso e da ocupação do solo, zoneamento ambiental, demandando a edição de leis municipais que os implementem de acordo com as peculiaridades de cada local.

No Parágrafo IV, do Estatuto das Cidades abaixo disposto observa -se e reforça - se sua importância:

“Planejamento do desenvolvimento das cidades, da distribuição espacial da população e das atividades econômicas do Município e do território sob sua área de influência, de modo a evitar e corrigir as distorções do crescimento urbano e seus efeitos negativos sobre o meio ambiente.” Definindo ainda, no Capítulo III, que será dever do Município no seu o Plano Diretor a *“identificação e diretrizes para a preservação e ocupação das áreas verdes municipais, ..., com vistas à redução da impermeabilização das cidades.”*

Para atender a essas normas e diretrizes os municípios vêm buscando diminuir os efeitos decorrentes da urbanização acelerada sem um planejamento adequado, ocasionando intensa degradação ambiental. O Plano Diretor Participativo - **PDP**, e da necessidade de implementação de um Plano Diretor Arbóreo Urbano - **PDAU**, são importantes instrumentos que possibilitam aos gestores públicos definir ações para a organização e controle da arborização pública, bem como estabelecer diretrizes para a implantação, conservação e monitoramento.

Diversos municípios no Brasil já possuem o **PDAU**, mas ainda representam uma pequena minoria, são eles: Porto Alegre (desde o ano de 2006), seguido de Goiás em 2008, Sorocaba em 2009, Campo Grande em 2010 e Manaus em 2012 como mostra a Figura 1.

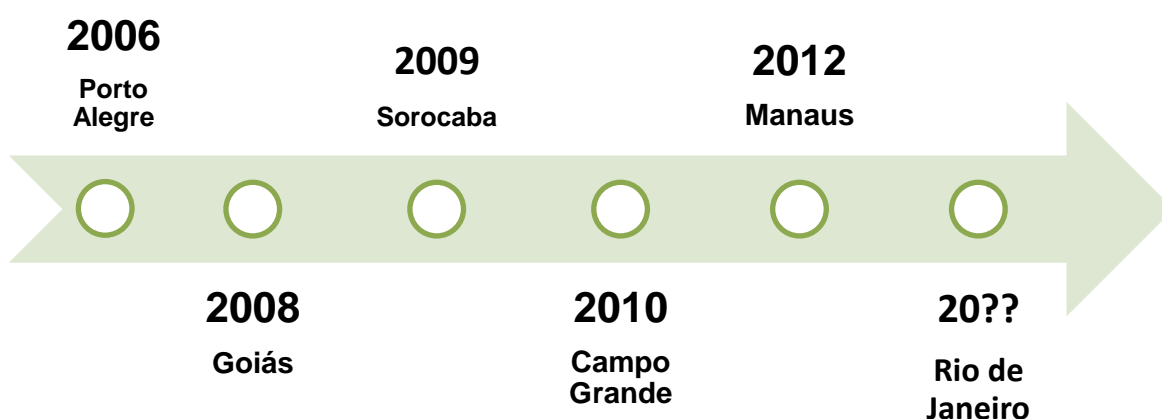


Figura 1: Linha do Tempo dos Planos Diretores Arbóreos Urbanos municipais implantados.

Fonte: Elaboração Própria.

A arborização urbana, sua manutenção e preservação são relevantes para a cidade, não só em função do planejamento urbanístico e “embelezamento” da cidade, mas visando a qualidade de vida e promoção da saúde física e mental da população, sendo definida em Lei como direito do cidadão.

O Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano Sustentável - **PDDUS** do município do Rio de Janeiro possui como base, entre os outros princípios, o desenvolvimento sustentável, e estabelece políticas que visam à preservação, a proteção e a recuperação da integridade ecológica, genética e paisagística da Cidade e da Biodiversidade nas Áreas de Proteção Permanente - **APP**, nas zonas costeiras, nas áreas verdes e nas áreas livres da cidade.

Segundo o mapeamento de uso do solo gerado pela Prefeitura do Rio de Janeiro por meio da Secretária Municipal de Meio Ambiente em 2014, aproximadamente 29% do território da cidade (35.290 hectares) é composto por remanescentes do bioma Mata Atlântica e seus ecossistemas associados, como restingas, manguezais e campos de altitude. Plano Nacional de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica - **PMMA**, (2015).

O Rio de Janeiro apresenta uma representativa área verde urbana tendo em vista representar uma metrópole de expressão mundial, com necessidade de proteção direta do seu patrimônio natural (geomorfologia privilegiada, praias e florestas urbanas). Esses remanescentes florestais se integram ao meio urbano

sem um planejamento urbanístico prévio, na grande maioria das vezes, estando presentes principalmente nos maciços e morros, na paisagem da cidade.

Com isso, a presente pesquisa pretende auxiliar na construção participativa do **PDAU** do Município do Rio de Janeiro, propondo a elaboração de um mapeamento da cobertura vegetal e análises qualitativa e quantitativa, das “áreas verdes” no ambiente urbano, apoiado em técnicas de sensoriamento remoto.

As técnicas oriundas do sensoriamento Remoto vêm se revelando uma importante fonte de informações fornecendo dados especializados acerca da dinâmica na mudança do uso e cobertura do solo nas áreas urbanas. Com o desenvolvimento de novos sensores de alta resolução espacial e temporal há a possibilidade de uma melhor identificação da malha urbana, além de proporcionar análises quantitativas e qualitativas que auxiliam no planejamento e na gestão ambiental.

Dentre as diversas técnicas de análise com uso de sensoriamento remoto, os Modelos de Mistura Espectral - **MME** possibilitam estimar a cobertura vegetal, ponderando a proporção de cada componente de mistura nos pixels da imagem utilizada na pesquisa. O Modelo Linear a ser utilizado, tem como objetivo central (I) reduzir o volume de dados a serem utilizados em um processamento (por exemplo: classificação de imagens) e (II) realçar os alvos de interesse para um posterior mapeamento para um posterior processo de classificação.

A presente pesquisa pretende contribuir, apoiando o **PDAU**, na definição de uma alternativa metodológica para a delimitação de áreas verdes urbanas no Rio de Janeiro. O resultado da pesquisa possibilita analisar de forma qualitativa e quantitativa a distribuição de áreas verdes pelos Bairros e Áreas de Planejamento - **AP's**, decorrentes do processo de urbanização acelerada e desordenada e suas inter-relações no Rio de Janeiro. Cabe destacar alguns aspectos resultantes da expansão urbana desordenada: aumento da demanda habitacional, desmatamento, impermeabilização dos solos, ruídos excessivos, poluição do ar, ilhas de calor e inundação, ocasionando baixa qualidade de vida, evidenciando a necessidade da conservação das áreas já existentes, da implementação de novas e da interligação dos fragmentos existentes.

1.1 Objetivos

1.1.1 Geral

Analisar a distribuição espacial das áreas verdes urbanas, por meio do Índice de Área Verde e Percentual de Cobertura Vegetal para cidade do Rio de Janeiro, utilizando Modelagem de Mistura Espectral linear, a partir de imagens do sensor OLI Landsat 8.

1.1.2 Específicos

Para atender ao objetivo geral, os seguintes objetivos específicos são propostos:

I) Avaliar o uso da técnica de Modelo Linear de Mistura Espectral para a delimitação da cobertura vegetal no município do Rio de Janeiro;

II) Definir uma metodologia para validar a delimitação das áreas verdes indicadas a partir de modelo linear de mistura espectral, considerando a resolução espacial subpixel;

III) Propor uma legenda de mapeamento com diferenciação espacial entre as áreas verdes considerando os diferentes usos e localização dos mesmos na área de estudo.

IV) Gerar o Índice de Área Verde Urbana - **IAV** por habitantes (IAV/hab) para as Áreas de Planejamento - **AP** e bairros, no Município do Rio de Janeiro e realizar uma análise considerando a distribuição espacial das áreas verdes;

1.1.3 Caracterização da Área de Estudo

A presente pesquisa tem como área de estudo o Município do Rio de Janeiro, que se encontra localizado a margem esquerda da Baía de Guanabara, tendo como coordenadas: latitude a 22°54'10" Sul e longitude 43°12'28" Oeste. Possui como limite fronteiro a leste o município de Niterói, a oeste Itaguaí, e ao

norte Duque de Caxias, Seropédica, Mesquita, Nilópolis, Nova Iguaçu e São João de Meriti. A Figura 2 apresenta a área de estudo.

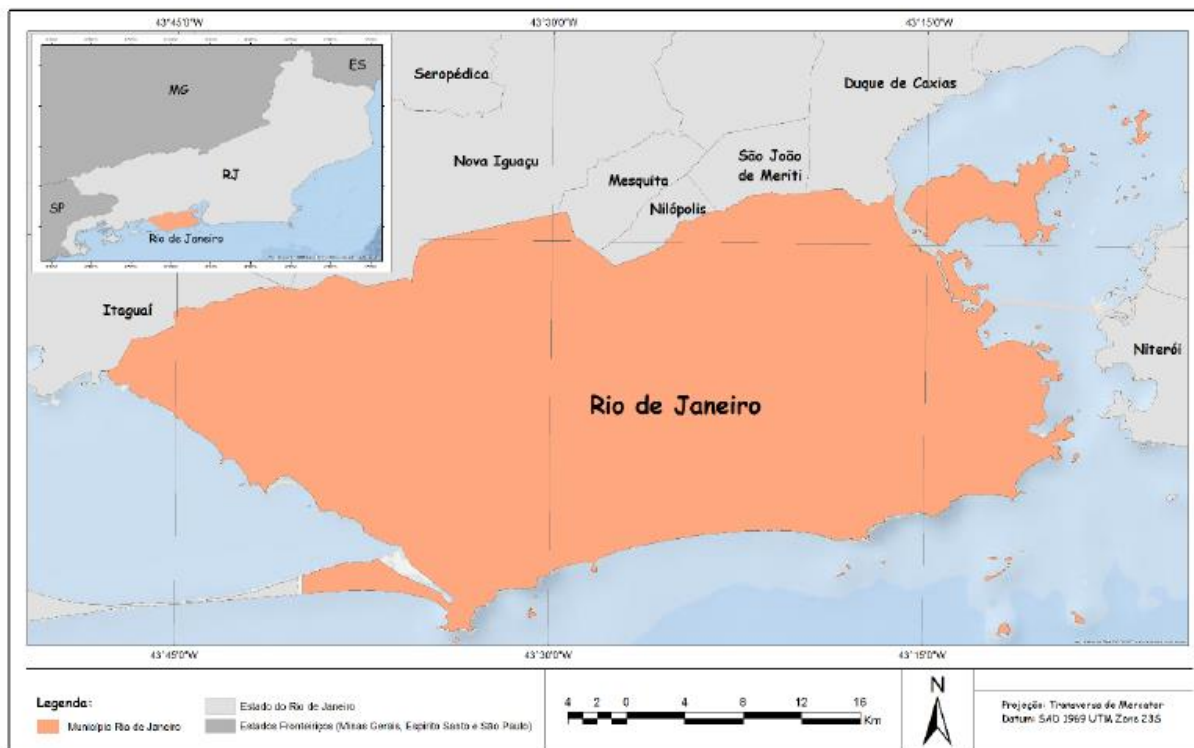


Figura 2: Localização da área de estudo, o município do Rio de Janeiro. Fonte: **IBGE** (2010).

Com uma extensão territorial de aproximadamente 1.197 km² e relevo acidentado, sua estreita faixa de terra limitada entre Serra e Mar possui dois componentes principais do quadro morfológico: os Maciços Litorâneos, que se apresentam como conjuntos representativos de elevação o maciços da Tijuca (com um pico de 1021m), da Pedra Branca (com 1024m) e o de Gericinó (com 964m) e outros menores tais como: as Planícies Costeiras (baixadas) de Inhaúma, Irajá, Bangu, Campo Grande, Jacarepaguá, Guaratiba e Santa Cruz.

Segundo, **CPRM**, (2012) a rede hidrográfica é representada por pequenos e numerosos cursos d'água formados nos maciços e que seguem em direção às baixadas e desembocam na Baía de Guanabara, na Baía de Sepetiba, no Oceano Atlântico e nas Lagoas Costeiras. De clima quente e úmido, influenciado pela massa tropical marítima possui temperatura média de 23.2 °C e média anual de pluviosidade de 1278 mm, segundo dados do Instituto Nacional de Meteorologia - **INMET**.

O município se encontra integralmente inserido no bioma Mata Atlântica, que segundo Ministério de Meio Ambiente - **MMA**, se caracteriza por conjunto de formações florestais (Florestas: Ombrófila Densa, Ombrófila Mista, Estacional Semidecidual, Estacional Decidual e Ombrófila Aberta) e ecossistemas associados como as restingas, manguezais e campos de altitude, mesmo reduzida e fragmentada pelo processo de ocupação do território brasileiro, ainda apresenta elevados índices percentuais de fauna e flora, essenciais para manutenção e conservação da biodiversidade.

A pressão antrópica sobre o bioma é constante e tende a crescer a medida que a malha urbana se expande de forma desordenada, seus maiores fragmentos de remanescentes florestas se encontram localizados nos maciços, por terem como obstáculo o difícil acesso. O crescente incentivo à conservação, e a recuperação de remanescentes degradados, atreladas ao uso sustentável da biodiversidade vêm diminuindo o desmatamento no Estado do Rio de Janeiro, mas o Município do Rio de Janeiro devido ao seu alto grau de urbanização relativo ao percentual de remanescente florestal protegido, ainda apresenta um elevado grau de pressão antrópica. Gomes, (2009). Dos 98% de cobertura florestal, conta hoje com 29% dos remanescentes de Mata Atlântica, onde 35.290 ha de Florestas, 1713.00 ha de Mangue e 923.00 ha de Restinga. **PMMA**, (2015).

As áreas de Mata Atlântica protegidas aumentaram expressivamente ao longo dos últimos anos, com a contribuição de medidas governamentais nas escalas Federais, Estaduais e mais recentemente dos governos Municipais e até mesmo de iniciativa privada, investindo na ampliação e consolidação da rede de áreas protegidas. Com o intuito de preservar os remanescentes de vegetação nativa, foi sancionada a Lei 11.428, de 2006 e o Decreto 6.660/2008 que servem de instrumento legal para regulação do uso sustentável dos remanescentes/ fragmentos de Mata Atlântica. A Figura 3 destaca as áreas de Proteção oficiais no município do Rio de Janeiro.

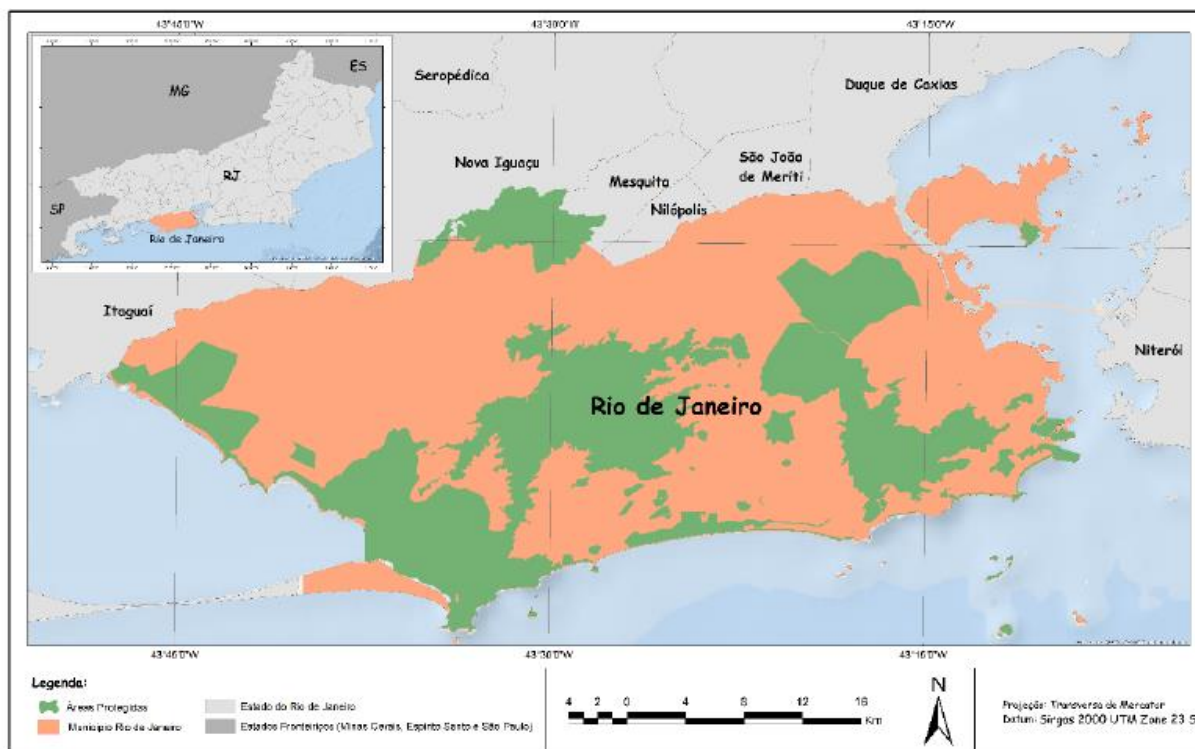


Figura 3: Localização das Áreas Protegidas do município do Rio de Janeiro. Fonte: IBGE (2010).

Seus remanescentes são de extrema importância para a regulação do fluxo dos mananciais hídricos, que asseguram a fertilidade do solo, controlam o clima e protegem escarpas e encostas das serras, além de preservar um patrimônio histórico e cultural imenso. MMA, (1998).

Analisando o Plano Municipal de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica do Rio de Janeiro - **PMMA**, em uma das análises geradas com os mapeamentos e monitoramentos realizados pela prefeitura, constatou-se que ainda existe 29% por remanescentes de Mata Atlântica no município, correspondendo a 35.290 ha de floresta e ao inserirmos nesse cálculo áreas reflorestadas e de vegetação oriunda de áreas verdes (em praças, logradouros públicos, áreas particulares e outros) o percentual de cobertura vegetal chegaria a 34%.

O tema passa a ganhar contornos relevantes quando associados à percepção deste processo, à saúde ambiental da cidade e às suas funções psicológicas, sociais, estéticas, educativas e ecológicas que exercem ao meio

urbano, permite – se inclusive traçar um paralelo entre a destruição das “áreas verdes” da cidade com a diminuição da qualidade de vida.

A cidade do Rio de Janeiro se estabelece historicamente entre maciços (serras e morros), vales e baixadas litorâneas. O sítio urbano se demonstrou impróprio para ocupação desde o descobrimento, motivo pelo qual os portugueses demoraram a estabelecer um povoado permanente, já que seu sítio espremido entre o mar e as colinas, era inadequado para tal. Apresentando desde então uma vocação de inventar terrenos por onde se assentar. (Zein,1998). A cidade cresceu no morro, entre o Morro do Castelo e o Morro de São Bento, a recém-criada cidade não demorou a se espalhar em direção as planícies que circundavam a colina. Destinada a ser marítima, a cidade não poderia ficar confinada no alto da colina. (Gerson, 2000 *apud* Barros, 2002).

A necessidade de expansão urbana era evidente resultado da atração de moradores mesmo diante das condições desfavoráveis e demais dificuldades.

“Morros eram obstáculos; lagoas, focos de mosquitos, tinham margens alagadiças e instáveis; a maré impedia a ocupação de uma faixa litorânea já estreita. As condições naturais desfavoráveis foram, entretanto, sendo paulatinamente submetidas e subvertidas para atenderem às necessidades e intenções dos seres humanos que ali, por um motivo ou por outro, decidiram fazer sua moradia, seu habitat urbano” (Zein,1998).

Houve uma intervenção ativa na delimitação de uma área urbana, buscando atender às necessidades de uma cidade que crescia com intensa velocidade. A mudança na paisagem era imprescindível para o seu crescimento e ainda no século XVII inicia-se um processo de intervenção urbana intenso, com a construção de valas para drenagem de lagoas, dessecamento de lagoas, desmonte de colinas, criação de aterros sobre áreas de mar, e a construção de túneis. As constantes modificações prosseguiram até o início do século XX. Nas ilustrações abaixo dispostas, pode-se observar o processo de expansão da mancha urbana da Cidade do Rio de Janeiro, inicial constituída entre o mar e o Morro do Castelo como ilustrado no detalhamento da mancha urbana de 1557 (Figura 4). A cidade crescia e em 1650 se expandia entre o Morro do Castelo e

o Morro de São Bento (Figura 5). Já em 1770, a ilustração (Figura 6) demonstra um maior adensamento do sítio urbano da cidade. Onde podemos observar expansão em direção a Glória (Zona Sul), Morro do Santo Antônio e o Morro da Conceição.



Figura 4: Mancha urbana da Cidade do Rio de Janeiro em 1567.

Fonte: Azevedo (1956 apud, Silva 2009)

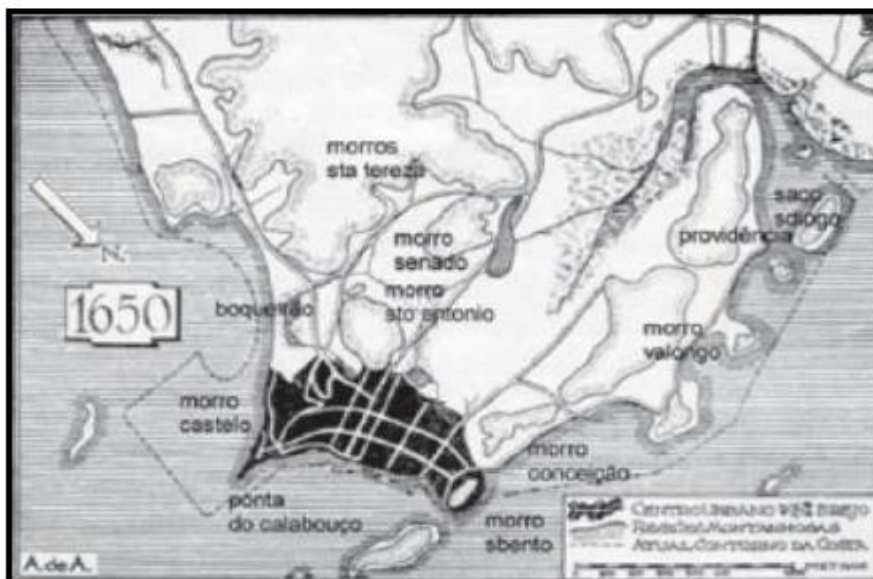


Figura 5: Mancha urbana da Cidade do Rio de Janeiro em 1650.

Fonte: Azevedo (1956 apud, Silva 2009)



Figura 6: Mancha urbana da Cidade do Rio de Janeiro em 1770.

Fonte: Azevedo (1956 apud, Silva 2009)

O crescimento da cidade em direção à Zona Norte se deu no século XIX, sob a forma de chácara e se intensificou com a construção da Estrada de Ferro D. Pedro II. O objetivo era ligar a corte e capital do país às então províncias de São Paulo e Minas Gerais, propiciando o adensamento populacional as margens da ferrovia. O crescimento industrial da época e a consequente construção de vilas operárias, culminaram no surgimento de novos bairros.

A partir da análise sobre o surgimento do sítio urbano carioca e seu processo de ocupação e expansão, que a geomorfologia foi um fator que dificultou um planejamento adequado para o processo de expansão da cidade, que no início do século XX crescia sem organização.

A expansão da malha urbana, pelos seus diversos fatores sociais e econômicos são os grandes responsáveis pela alteração na dinâmica da paisagem. Os vetores de crescimento da cidade indicam naturalmente áreas de pressão sobre a cobertura vegetal, refletindo a alteração no uso e cobertura do solo, onde áreas antes naturais passaram a ser definidas como artificiais.

Segundo **IBGE (2010)**, o Rio de Janeiro, no censo demográfico de 2010, possui 100% da sua população inserida em área urbana. Uma das questões que

contribuem fortemente para alteração do cenário atual dos fragmentos vegetação no município do Rio de Janeiro é o entendimento da dinâmica urbana, e a sua conseqüente expansão temporal. Observa-se historicamente a necessidade de inserção de novas edificações, novos equipamentos urbanos e mais áreas construídas e alteradas.

Em 2015 é possível observar uma consolidada área urbanizada no município como destaca a Figura 7.

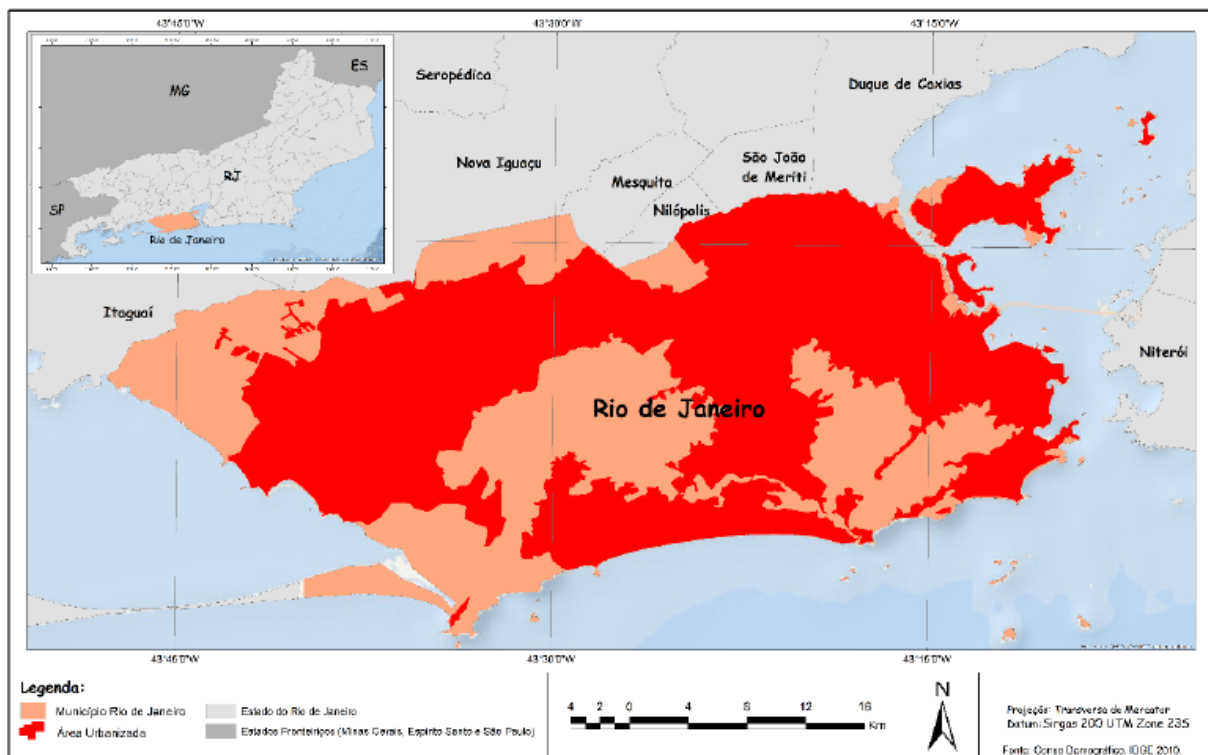


Figura 7: Localização das Área Urbanizada do município do Rio de Janeiro. Fonte: **IBGE** (2010).

II. REVISÃO CONCEITUAL

2.1 Unidade mínima de representação da imagem - o Pixel

O sensoriamento remoto, definido conceitualmente como a tecnologia que permite a aquisição de informações (medidas) sobre um objeto (alvo), área (superfície do terreno) ou fenômenos, por meio de instrumentos físicos (sistemas sensores), sem que haja contato direto entre eles. NOVO, (2010).

A partir da utilização de sensores remotos é possível realizar a representação espacial de fenômenos geográficos a partir de Imagens Digitais. Essas são representações bidimensionais de objetos do mundo real, em uma cena, por intermédio de modelagem matemática. As imagens digitais são definidas como, matrizes bidimensionais dispostas em n linhas (x) e m colunas (y) de *pixels* (Picture cell), onde cada pixel dispõe de um valor de **intensidade** (representado pelo **ND** - Número Digital¹) e uma **localização** representado pelo número de linha e coluna que o caracteriza (Liew 2001).

A Figura 8 ilustra a representação de uma imagem composta por pixels organizados em linhas e colunas.

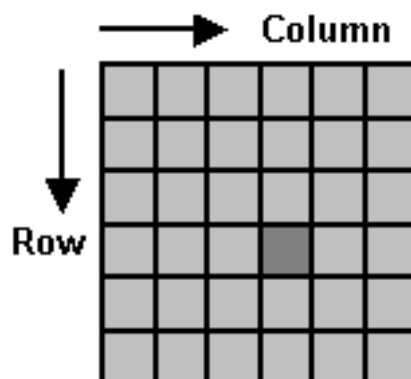


Figura 8: A imagem digital é uma matriz bidimensional de linhas e colunas.

Fonte: Liew (2001).

Segundo **Fisher** (1997) a menor unidade de informação de uma imagem - o pixel - é constituída por uma matriz de elementos, normalmente quadrado,

¹ Números Digitais são definidos como, quantificação física dos níveis de Energia Eletromagnética medida pelo sistema sensor em uma determinada faixa do comprimento de onda. O Número Digital (ND) pode variar de 6 bits ($2^6 = 64$) até 16 bits ($2^{16} = 65.536$) - conforme o sistema sensor. In (<http://ecologia.ib.usp.br/lepac/bie426/AulasTodas.pdf>)

que representam um conjunto de valores de uma área numa imagem. Nesse contexto os sistemas sensores são responsáveis por determinar, através da resolução espacial, o tamanho do *pixel*, que corresponderá a menor unidade imageada. Na Figura 9, observa-se a intensidade da refletância espectral dentro da cena imageada, associada ao *pixel* pelo **ND**, que são representadas em níveis de cinza e expressos em bits.

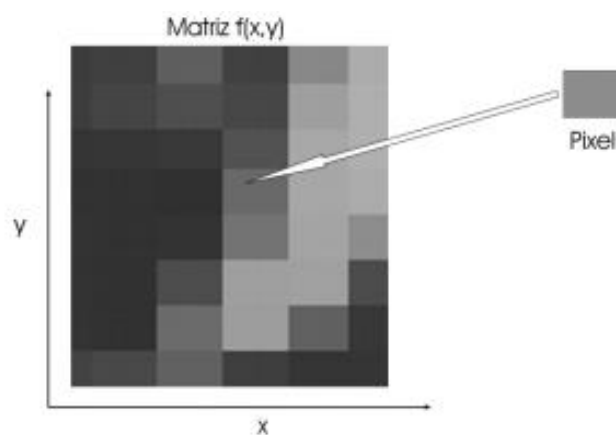


Figura 9: Representação da intensidade da reflectância de um pixel.

Fonte: <http://www.tecnologiaradiologica.com/digital.htm> - Acesso em 11/06/16.

A escala de tons varia do branco ao preto e os pixels mais escuros (pretos), representam números maiores com **baixa refletância**. Os pixels mais claros, representados por tons mais suaves (brancos) indicam **alta refletância** na cena (Kumar, 2003). O pixel, segundo **Fisher** (1997) possui um grande potencial para ser um poderoso dispositivo de modelagem, mas geralmente é mal utilizado devendo ser melhor explorado para garantir novas abordagens e análises.

2.1.1 A análise de dados matriciais a partir do conceito de subpixel

Uma nova abordagem, no que se refere à representação vetorial de dados raster, vem ganhando força, e retrata a adoção do conceito “subpixel”, proposta por **Atkinson** (1997) e abordada por **Mertens** (2005) & **Xu et al** (2014).

As técnicas tradicionais utilizam o pixel – menor unidade de informação de uma imagem - para representar os diferentes objetos imageados pelo sensor

na cena. Na abordagem proposta por **Atkinson** (1997), os pixels são subdivididos em vários “subpixels” considerados mais puros e representativos, permitindo assim uma melhor acurácia na definição das classes de objetos. O processo de análise subpixel é dividido em duas etapas. A primeira está relacionada com a estimativa de proporções de alvos representados no pixel. Viabilizado por técnicas como a **Modelagem de Mistura Espectral**, Rede Neural e Classificação por segmentos utilizando algoritmo *Fuzzy c-means*, que apontam as diferentes classes existem dentro do pixel misto, mas não resolvem a questão da atribuição espacial do subpixel.

Para isso, **Atkinson** (1997) propõe a segunda etapa, o mapeamento de subpixels, objetivando resolver esse problema. Nessa etapa ocorre à implementação de um algoritmo que determina a localização espacial de cada uma das classes dentro, e entre os pixels.

A Figura 10, destaca o processo de mapeamento subpixel em pixels mistos.

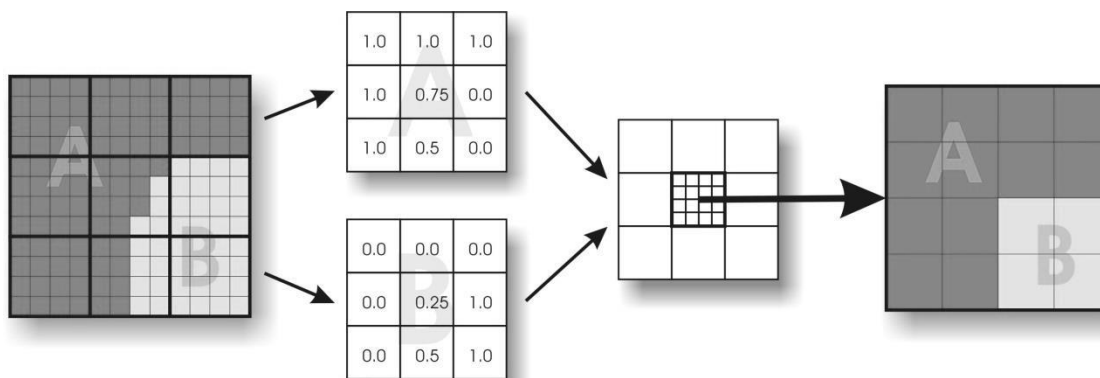


Figura 10: Degradação das classes A e B no pixel central da imagem de referência e o mapeamento subpixel. Fonte: Adaptado de Mertens *et al.* (2005).

A classificação ao nível do subpixel vem sendo adotada como uma alternativa aos classificadores rígidos (pixel - a - pixel) que apresentam erros de classificação resultantes da alta sensibilidade a ruídos e da variabilidade intraclasse. (Tenedório, 2007).

Ainda segundo **Tenedório** (2007), nos últimos anos têm prevalecido uma forte tendência em adotar uma forma “flexível” de descrever o caráter espacial da variação do uso do solo em termos de superfícies contínuas, nessa abordagem as proporções dos componentes do uso do solo pertencentes a

imagem, são estimados para cada pixel da imagem. Assim, cada classe de tipo de uso do solo passa a ser representado por uma superfície contínua da variação.

2.2 Comportamento Espectral dos Alvos

Para que se possam extrair informações a partir de dados oriundos do sensoriamento remoto é fundamental o conhecimento do comportamento espectral dos alvos das superfícies terrestres, como também dos fatos que interferem neste comportamento. Essa importância se dá, prioritariamente, quando da seleção de faixas de comprimento de ondas do espectro eletromagnético (bandas) a serem utilizadas em determinado estudo, já que cada banda apresenta maior sensibilidade a certos tipos de dados. Cruz, (1999).

O **MLME** requer a identificação de pixels puros e uma biblioteca de assinaturas espectrais dos *endmembers* disponíveis no sistema computacional a ser adotado.

A resposta espectral de um pixel consiste na soma integrada das respostas espectral dos componentes da cena, dentro de campo de visada do sensor (**IFOV**), a identificação e o posterior mapeamento dependerão da contribuição proporcional de cada um dos componentes.

Para que se conheça o comportamento espectral de um determinado alvo, faz-se necessário um estudo detalhado da resposta desses alvos. Na natureza, cada alvo/objeto reflete, absorve e transmite a radiação eletromagnética em proporções que variam de acordo com as suas propriedades físicas, químicas e biológicas. Portanto cada alvo/objeto apresenta um comportamento espectral distinto, determinado pela medição da energia refletida ao longo do espectro eletromagnético. Assim, consiste na reflectância espectral de alvos (objetos) como, por exemplo: vegetação, solos, minerais e rochas, água, que são analisados segundo a interação da radiação eletromagnética com as substâncias da superfície terrestre.

A variação do percentual de energia refletida em cada comprimento de onda pode ser representada através da curva de reflectância*, que expressa o comportamento espectral de cada alvo/objeto. Tornando viável sua identificação e diferenciação nas imagens. Essas curvas espectrais “padrões” estão sujeitas

a alterações devida à interferência de fatores externos (atmosfera) e interno (ruídos oriundos do sistema sensor), havendo necessidade de um pré-processamento para adequação e tratamento das imagens para uma melhor definição e análise da assinatura espectral dos alvos.

A intensidade relativa com que cada alvo/objeto reflete ou emite a radiação eletromagnética nos diversos comprimentos de onda, é denominada assinatura espectral. Os três alvos/objetos mais utilizados nos **MLME** (água, solo e vegetação) apresentam diferentes aspectos de reflectância espectral em destaque nos itens 2.2.1, 2.2.2 e 2.2.3.

2.2.1 Comportamento Espectral da Água

O comportamento espectral da água está diretamente relacionado ao seu estado físico. Segundo **Linn**, (2008), a água no estado líquido apresenta baixa reflectância na faixa compreendida entre 380 μm e 700 μm , absorvendo toda a radiação eletromagnética fora desse intervalo (Figura 11). Se caracterizando como um grande absorvedor da radiação ao longo do espectro eletromagnético.

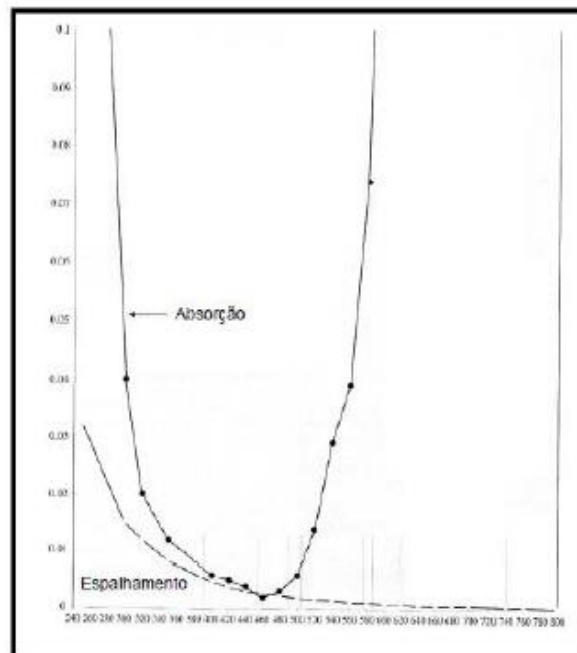


Figura 11: Gráfico demonstrativo da curva espectral da água e sua absorção e espalhamento na água limpa. Fonte: Adaptado de Linn (2008)

Observa-se no gráfico acima, Figura 11, que a maior absorção se dá na região do azul, no intervalo de 400 μm a 500 μm . Na região do verde e do amarelo (520 - 580 μm) a radiação já é bastante absorvida pela água e apresenta

menor espalhamento. Na região do laranja e do vermelho (580 - 740 μm) a absorção é quase que total e o espalhamento é mínimo.

2.2.2 Comportamento Espectral do Solo

O solo possui como característica diferencial na sua resposta espectral, os valores crescentes de reflectância com o aumento do comprimento de onda. Segundo **Lillesan et al, (2004) apud Linn, (2008)**, a curva do solo apresenta poucas bandas de absorção, sendo três de absorção pela água em 1,4 μm , 1,9 μm e 2,7 μm (as mesmas da vegetação) e duas de absorção por hidroxilas em 1,4 μm e 2,2 μm , presente nos solos argilosos (Figura 12). No visível o aumento de água líquida causa uma diminuição da reflectância, que explica o fato dos solos escurecerem ao serem molhados. Na região do infravermelho próximo e médio, a diminuição da reflectância com o aumento de água deve-se a alta absorção da radiação eletromagnética pela água neste comprimento de onda.

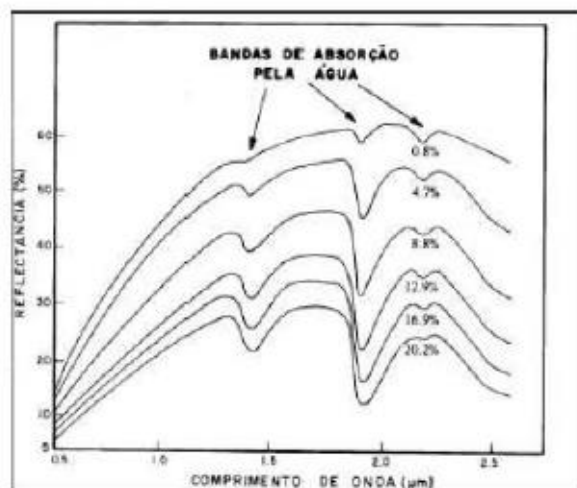


Figura 12: Curva Espectral dos solos contendo diferentes percentuais de água.

Fonte: Adaptado de Linn (2008).

2.2.3 Comportamento Espectral da Vegetação

Dentre todos os elementos que constituem a vegetação (folhas, galhos, frutos, flores) a folha é o principal deles e ao interagir com a **REM**, sofre processos denominados espalhamento e absorção.

“Para uma melhor compreensão das características de reflectância da **REM** incidente sobre uma folha é necessário o conhecimento de sua composição química, principalmente tipo e quantidade de pigmentos fotossintetizantes, e de sua morfologia interna (distribuição e quantidade de tecidos, espaços intercelulares, etc.) ”. **Ponzoni**, (2002).

Segundo **Gates**, (1965) *apud* **Linn**, (2008), as folhas são o principal elemento a sofrer interações da energia eletromagnética. O comportamento espectral da folha é caracterizado pela sua composição, morfologia e estrutura interna (Figura 13).

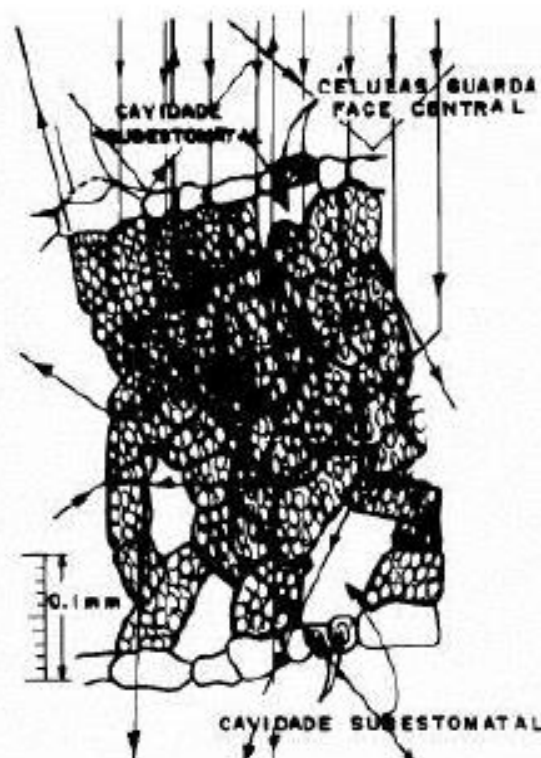


Figura 13: Seção transversal de uma folha mostrando os caminhos **REM** incidente.
Fonte: **Gates et al.** (1965) *apud* **Ponzoni** (2002).

Uma folha típica é constituída de três tecidos básicos que são: epiderme, mesófilo fotossintético e tecido vascular. Três fatores influenciam a quantidade de energia refletida pelas folhas: pigmentos, espaços pela água e pelo ar e as estruturas celulares com dimensões do comprimento de onda da radiação incidente. Além desses três fatores, **Linn**, (2008) ainda destaca a existência de outros fatores que afetam a energia refletida pelas folhas, como o conteúdo de água, maturação ou idade da folha, posição nodal, condição de iluminação,

pubescência e senescência. A curva representativa de uma folha verde sadia, isolada, é representada na Figura 14.

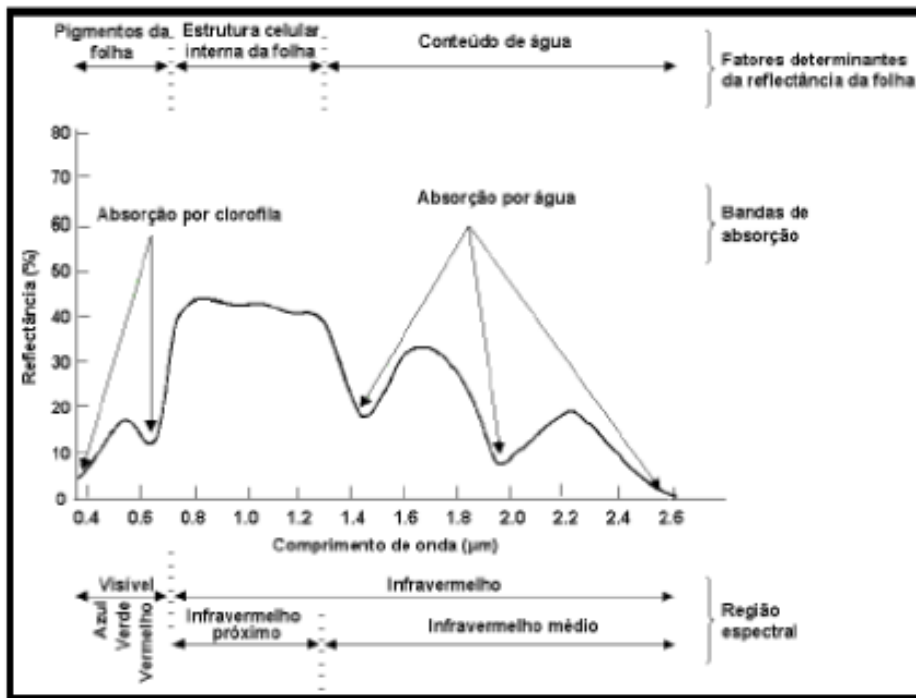


Figura 14: Fatores determinantes de reflectância da folha.

Fonte: Adaptado de Linn (2008).

Segundo **Linn**, (2008), a curva espectral da vegetação se caracteriza por uma intensa absorção da radiação eletromagnética nas regiões do azul e do vermelho (devido à clorofila) e por uma intensa reflexão na faixa do infravermelho próximo (devido à estrutura foliar). O comportamento espectral da folha nas regiões compreendidas entre os intervalos 400 µm a 2600 µm correspondem a região do visível, do infravermelho próximo e do infravermelho médio.

2.3 A complexidade e mistura de usos e alvos

Na detecção remota de imagens, um pixel cujo número digital (**ND**) representa a média de mais de uma classe espectral dentro da cena imageada pelo sensor, apresenta mistura interna dos alvos.

A resolução espacial, responsável direta pela capacidade de discriminar e medir os objetos, e o campo de visada do sensor (Instantaneous Field of View

- **IFOV**), estão diretamente relacionados à existência de pixels com mistura. **Bishop apud Tenedório** (2007), condiciona o número de pixels mistos (mixels) existentes numa imagem com o campo de visada do sensor **IFOV** e com complexidade do fenômeno em observação.

A existência de pixels mistos, consiste em um dos principais fatores que afetam o processo de classificação da imagem, por dificultarem a precisão e o reconhecimento dos objetos. Para solucionar essa questão, devesse descobrir a proporção de diferentes objetos.

A abordagem ao nível do subpixel, proposta por **Atkinson** (1997) é ideal para áreas que apresentam grande heterogeneidade espectral, como é o caso das áreas urbanas. Devido a essa heterogeneidade, as áreas urbanas apresentam maior número de pixels com mistura interna (**pixels não-puros**), e a classificação de pixels inteiros tendem a deturpar classes diferentes num único pixel.

2.3.1 O Reflexões sobre a mistura espectral aplicada no mapeamento temático

Pixels mistos são comuns em dados provenientes de sensores remotos, por conta da limitação na resolução espacial e pela heterogeneidade de alvos na cena imageada.

Os pixels de misturas existentes numa imagem são consequência de quatro situações na superfície **Fisher** (1998). A primeira diz respeito a análise dos pixels relacionando o estudo desenvolvido ao efeito de borda dos alvos, principalmente alvos de grande porte. A segunda surge quando objetos imageados são menores quando comparados com a resolução espacial do sistema sensor (ex. casas, árvores ou mesmo arbustos). A terceira refere - se a integração entre conceitos centrais do fenômeno cartografado. A quarta e última, situação é condicionada a existência de elementos lineares ao nível do subpixel (ex. estradas, rios). Na Figura 15, observa-se a representação dos quatro tipos de pixel's mistos.

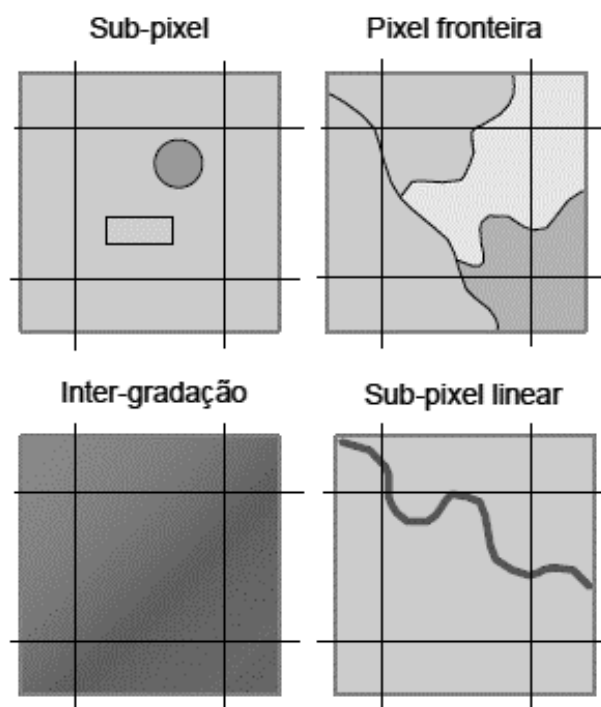


Figura 15: Representação das quatro causas de pixels mistos. Fonte: Fisher (1998).

A existência de pixels mistos se torna um problema por deflagrarem erros durante o processo de classificação das imagens, já que, normalmente atribuímos a eles uma única classe, durante esse processo, e originalmente ele pertence a duas ou mais classes.

O problema da mistura não possui uma solução simples e não se resolve com o aumento da resolução espacial dos sensores. Sabe-se que a proporção de pixels mistos diminui à medida que aumenta a resolução espacial, e consequentemente o refinamento da imagem, já que pixels menores tendem a definir melhor os alvos. No entanto a proporção de pixels mistos pode aumentar em alguns casos, já que o refinamento das imagens viabiliza a introdução de novas classes espectrais (**Campbell apud Klein Gebbinck, 1998**). Dentre os motivos encontrados para este tipo de resultado estão o aumento da variação intra classe, já que o aumento da resolução permite uma melhor percepção, das diferenças internas de elevação, umidade, iluminação, dentre outros. Ainda segundo **Klein Gebbinck (1998)** o aumento da resolução espacial, seria conseguido à custa da degradação na resolução espectral ou da radiométrica. Já que a redução do **IFOV** deve ser compensada pelo alargamento das bandas espectral em que se mede a reflectância. Mas o aumento na mistura espectral

não está atrelado somente ao aumento da resolução espacial, outra razão abordada por **Hassan** (2011) seria a homogeneidade da classe e a baixa resolução espectral.

Na Figura 16, é possível observar a existência de pixels puros e mistos. Suponha que o pixel seja composto pelas classes **A** e **B**, onde possui proporção de 70% de classe **A** e 30% de classe **B**. Durante o processo de classificação, os classificadores determinariam o pixel como classe **A**, resultando em uma **superestimação** dessa classe e uma **subestimação** da classe **B**. Os pixels mistos podem ainda, não ter respostas espectrais que correspondam a nenhuma das classes existentes, se assemelhando a resposta espectral de uma classe **C**, ainda não identificada no pixel, nesse caso, as classes **A** e **B** são subestimadas, enquanto que a classe **C** é superestimada.

No processo de classificação assumisse a “pureza” do pixel ao definir um tipo único de cobertura do solo. A presença de mistura no pixel, no entanto, pressupõe ocorrência de mistura espectral na resposta dos alvos.

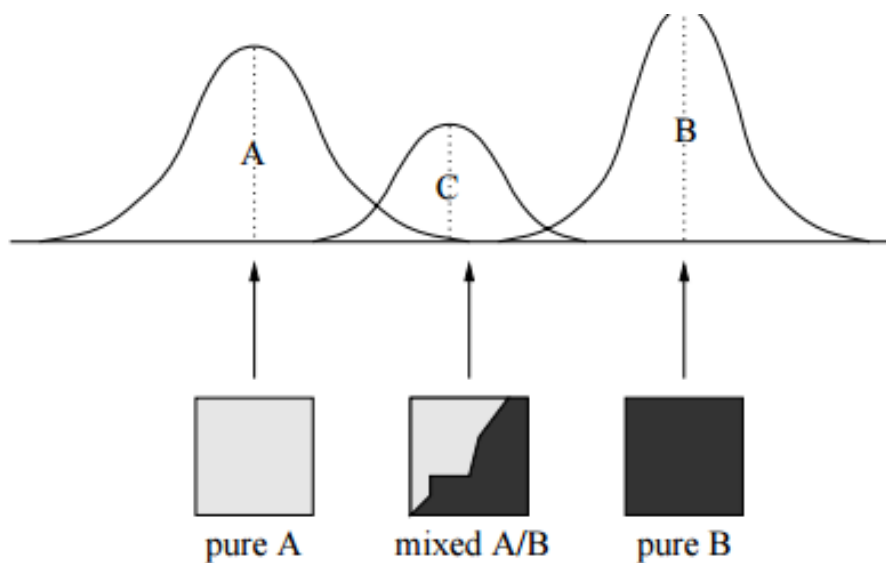


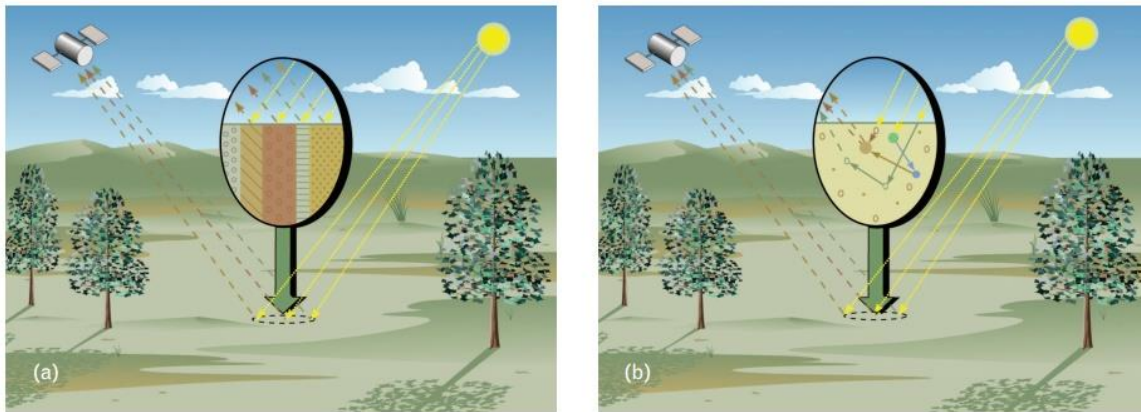
Figura 16: Confusão espectral causada pela mistura de dois tipos de cobertura do solo. As classes A e B, são corretamente representadas espectralmente e classificados como pixels puros. O pixel de borda, misto, neste caso, é erroneamente classificado C, por não se assemelhar com a resposta espectral de A e B. Fonte: Adaptado de Klein Gebbinck (1998).

Esse tipo de problema é comum se tratando de imagens oriundas de sensores remotos e é solucionado através do processo de decomposição dos pixels mistos .

2.3.2 Decomposição Espectral

O processo decomposição espectral de um pixel misto implica na separação “desmistura” do pixel, com o intuito de desvendar componentes originais dos alvos (*endmember*). Vários métodos de decomposição espectral dos pixels mistos foram desenvolvidos ao longo dos anos. Dependendo das características intrínsecas de cada alvo, a mistura espectral pode ser linear ou não linear, porém, a modelagem linear é amplamente utilizada pela comunidade científica e tem apresentado resultados consistentes (Ponzoni & Shimabukuro, 2009).

Os Modelos Lineares, segundo **Guilfoyle** (2001) são comumente utilizados para descrever o espectro misto dos componentes em áreas onde os componentes são distribuídos em blocos dentro do **IFOV** do sensor, assumindo que a radiação fonte é refletida isoladamente a partir dos componentes (*endmember*) e, em seguida, recolhido pelo espectrômetro da imagem. Já os Modelos Não - Lineares, ocorrem em situações onde os componentes *endmember* são distribuídos de forma aleatória em todo o **IFOV** do sensor. Nestes casos, o espectro de refletância resultante da mistura é descrito assumindo que a radiação da fonte é dispersa pelos componentes (*endmember*) distribuídos aleatoriamente antes de ser recolhido pelo espectrômetro da imagem. (Figura 17)



(a) Modelo Linear

(b) Modelo não Linear

Figura 17: Representação dos Modelos de Mistura Espectral.

Fonte: Adaptado de Keshava (2003).

O modelo de mistura linear assume uma mistura de materiais bem definidos proporcionalmente, com um único reflexo da radiação solar iluminante. Já os modelos de mistura não-linear assumem uma distribuição aleatória com mistura homogênea de materiais e reflexões múltiplas da radiação iluminante.

Os outros métodos adotados pela comunidade científica tais como:

2.3.2.1 Média ponderada simples

O método proposto por **Marsh**, na década de 80, modela a média dos pixels mistos como uma mistura linear de apenas dois componentes. **Klein Gebbinck** (1998). Calculando a proporção estimada em cada banda espectral, a equação é expressa na formula abaixo:

$$(Eq. 1) \quad x_i = f_1 m_{i1} + (1 - f_1) m_{i2} \quad \text{for } i = 1, \dots, n.$$

$$\hat{f}_1 = \frac{x_i - m_{i2}}{m_{i1} - m_{i2}}.$$

2.3.2.2 Regressão linear simples

Técnica estatística, de regressão linear, que busca encontrar a relação entre duas (ou mais) variáveis **Klein Gebbinck** (1998).

A abordagem de regressão linear simples é representada através do gráfico na Figura 18:

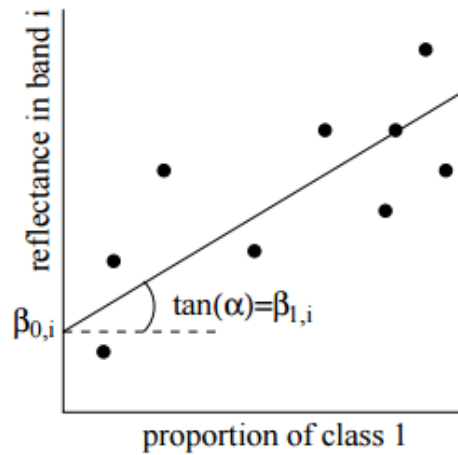


Figura 18: Decomposição multicamada de pixels mistos. Fonte: Klein Gebbinck (1998).

Onde, a proporção dos pixels pode ser estimada através da equação:

$$(Eq. II) \quad \hat{f}_1 = \frac{x_i - \beta_{0,i}}{\beta_{1,i}}$$

2.3.2.3 C - means fuzzy

Método similar a classificação *fuzzy*, a abordagem utiliza o algoritmo de *fuzzy c - means*, onde o algoritmo particiona o dado em um grupo *c - fuzzy* no espaço de características Klein Gebbinck (1998).

Onde um *c - means fuzzy* significa a divisão U de p pixels, definida por:

$$(Eq. III) \quad U = \{u_{ik} | u_{ik} \in [0, 1]; \sum_{k=1}^p u_{ik} > 0, i = 1, \dots, c; \sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, k = 1, \dots, p\}.$$

2.3.2.4 Redes neurais

A metodologia consiste em um sistema altamente conectado, inspirado na arquitetura do cérebro humano e nas suas unidades de processamentos, os neurônios. São utilizados conjuntos de treinamentos e as classes não precisam ser conhecidas. Essa metodologia tem como vantagem em relação aos métodos estatísticos a facilidade de integração com outras fontes de dado.

A decomposição de pixels mistos através de **RN** é proposta por Foody (1996), Schouten & Klein Gebbinck (1997), demonstrando a viabilidade do método para a construção de treinamento e conjuntos de dados. Onde a distribuições das diferenças entre frações verdadeiras e calculadas de pixels puros são gerados por graus de associação de classe. **Klein Gebbinck** (1998). (Figura 19)

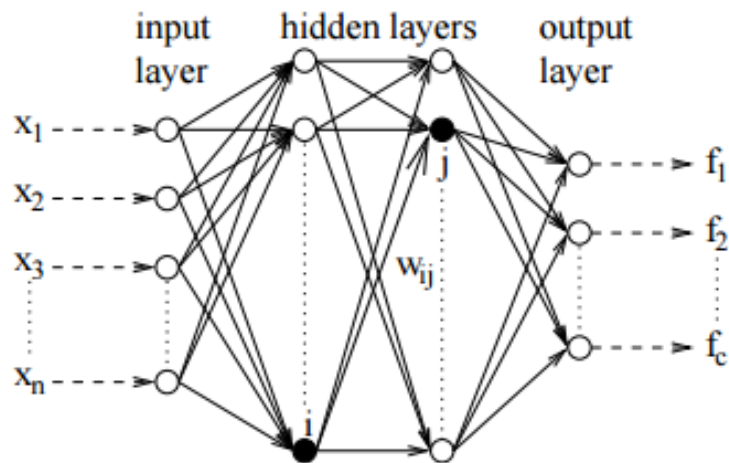


Figura 19: Decomposição multicamada de pixels mistos. Fonte: Klein Gebbinck (1998).

Entre as camadas existem conexões que determinam a função calculada pela rede. Cada unidade tem um nível de ativação a_j , dependendo da o_i de saída das unidades de camadas anterior, do peso associado w_{ij} as conexões e do valor de um θ_j limiar. Expressos na equação IV, abaixo:

$$(Eq. IV) \quad a_j = \sum_i o_i w_{ij} - \theta_j.$$

Xia et al (2009), classifica os métodos de decomposição em três grupos, de acordo com o foco de análise.

- O primeiro grupo de algoritmo busca a extração de *endmembers*. Dentre as técnicas que permitem esse tipo de análise está o Mapeamento de Ângulo Espectral.
- O segundo grupo realiza a estimativa de assinatura de abundancia dos *endmembers*. Dentre as técnicas que permitem esse tipo de análise estão as Rede Neurais e o Algoritmo *fuzzy c - means*.

- O terceiro grupo tenta realizar os outros dois tipos de procedimentos descritos. Dentre as técnicas que permitem esse tipo de análise estão a Análise de Componentes Independentes e Mínimo Quadrado.

As técnicas de decomposição permitem uma melhor classificação ao nível do subpixel e demonstram-se essenciais para um melhor e mais bem-sucedido detalhamento dos padrões de uso e cobertura do solo.

Dentre as técnicas utilizadas, a **Modelagem Linear de Mistura Espectral** vem sendo o método mais utilizado por se demonstrar simples e eficaz no objetivo proposto.

2.3.4 Modelo Linear de Mistura Espectral

O aprimoramento das metodologias oriundas do **SR** mais precisamente de técnicas associadas ao processamento digital de imagens permitiu a separação de alguns alvos de interesse na imagem. No primeiro estudo relacionado ao tema foi proposta a separação da vegetação por **Rouse et al.** (1973), dando origem ao índice de vegetação por diferença normalizada (**NDVI**)². Em sequência, análises relacionadas discriminação de alvos de interesse através geração de imagens fração das Análises de Misturas Espectrais (**AME**) foram propostas por **Adams et al** (1986) para interpretar dados geológicos e desenvolvida por **Shimabukuro** (1987), (1998) e **Adams** (1995), objetivando a discriminação de diferentes classes de cobertura do solo.

Essa abordagem deu origem a análise em nível do subpixel, através da decomposição espectral, que permite estimar os componentes da mistura.

O **MLME** consiste, em uma relação linear utilizada para representar a mistura espectral de alvos dentro do campo de visada do sensor (**IFOV**). Também contribuem à mistura no sinal, principalmente entre pixels, fatores espúrios à obtenção das imagens, em particular aqueles devido à contaminação atmosférica e variações na geometria de aquisição (Sano,2003). Segundo **Xavier et al** (2004), para cada pixel, é possível obter uma decomposição espectral nas suas razões

²NDVI resultam de transformações lineares da reflectância obtidas em duas ou mais bandas do espectro eletromagnético, através de soma, razão entre bandas, diferença ou qualquer outra combinação.

constituintes, possuindo uma dependência direta com resolução espacial de cada sensor.

Observa-se que o uso de imagens fração de componentes puros vem sendo amplamente utilizada para a análise e discriminação de áreas compostas por cobertura vegetal, seja para: Mapear desmatamento na Amazônia (Shimabukuro, 1994), (Mello, 2003), (Bauch, 2009); monitorar queimadas (Anderson, 2005), (Lima, 2009), (Quintano, 2011); monitorar dinâmica da cobertura do solo no Pantanal (Shimabukuro, 1998) e do Cerrado (Borges, 2009); identificar e mapear feições de degradação do solo relacionadas ao processo de erosão do solo (Metternicht & Fermont, 1998); discriminação de classes de floresta, cerrado, áreas preparadas para soja, culturas agrícolas e pastagem natural (Rodríguez Yi *et. al.*, 1998); o mapeamento de cultura de pinus e eucaliptos (Shimabukuro & Smith, 1991), de soja e milho (Moreira *et al.* 1998), de arroz (Alvez, 2009); o acompanhamento de fases do plantio de eucalipto e diferentes espécies de pinheiro (Hlavka & Spanner, 1995); a identificação de fitofisionomias do bioma Cerrado (Ferreira, 2003) e (Mello, 2008) e do bioma Mata Atlântica (Freitas, 2009); a classificação e na identificação de sedimentos em suspensão (Valério, 2011) e turbidez (Alcântara, 2007).

Ao longo dos anos novas abordagens surgem relacionadas ao ambiente urbano, tais como: A identificação e Caracterização de padrões de composição biofísica dos ambientes urbanos (Ridd, 1995); Estimação de abundância de vegetação em área urbana (Small, 2001), A caracterização dos padrões de ocupação do solo urbano (Rocha, 2007) e Mapeamento evolutivo da perda vegetal na área urbana (Rodríguez, 2009).

Sendo uma imagem oriunda de sensores remotos, uma matriz de pixels, é possível obter uma decomposição dessa imagem em sub-imagens que representam cada uma das frações espectrais constituintes dos pixels.

Shimabukuro & Smith (1991) propuseram uma metodologia para a análise linear da mistura de imagens multiespectrais, onde a aplicação do modelo resulta em imagens - fração ou proporção de acordo com o número de elementos selecionados como constituintes da mistura. Sendo representado pela seguinte formulação:

$$(Eq. V) \quad r_i = \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j + e_i$$

Onde: r_i é reflectância espectral da i ésima banda espectral um dado pixel contendo um ou mais componentes; $i = 1, 2, \dots, m$ é o número de bandas; $j = 1, 2, \dots, n$ é o número de componentes; a_{ij} é a reflectância espectral do componente de mistura j na banda espectral i ; x_j é o valor da proporção do j ésimo componente do pixel; e_i é o erro para a banda i ésima espectral.

Estando sujeito as seguintes restrições:

$$(Eq. VI) \quad 0 \leq x_j \leq 1 \quad e \quad \sum_{j=1}^m x_j = 1$$

Onde: $j = 1, 2, \dots, n$ é o número de componentes.

Uma vez estimada a proporção dos componentes, é possível estimar o erro (e_i) para cada banda (i). Auxiliando na análise da real adequação do modelo. Podendo ser calculado utilizando a equação:

$$(Eq. VII) \quad e_i = r_i - \sum_{j=1}^n a_{ij}x_j$$

Abaixo, observa - se a aplicação da proposta metodológica nos componentes mais comumente utilizados na bibliografia, dentre os diversos tipos de cobertura do solo existentes na paisagem, são eles, vegetação, solo e sombra ou água. Essa aplicação se dá devida a presença constante desses componentes nas cenas.

$$(Eq. VIII) \quad r_i = a \cdot \text{vege}_i + b \cdot \text{solo}_i + c \cdot \text{sombra}_i + e_i$$

r_i é a resposta espectral do "pixel" na banda i ;

a, b e c são as proporções de vegetação, solo e sombra (ou água);

$\text{vege}_i, \text{solo}_i, \text{sombra}_i$ são as respostas espectrais dos componentes vegetação, solo e sombra.

A representação dos elementos puros ou mistos dispostos na imagem pode ser analisada geometricamente através da distribuição de dados denominados de simplex, retrata-se a posição relativa de um determinado pixel em relação ao vértice e determina a porcentagem existente de cada membro. Onde essa representação corresponde a uma nuvem de pixels em um espaço n - dimensional de atributos, com configuração geométrica que forma uma figura que possui $(n+1)$ vértices, $(n+1)$ lados e $(n-1)$ dimensões, representados no espaço **2D** por um triângulo com três vértices e 3 lados e no espaço **3D** é gerado um tetraedro com 4 vértices e quatro lados. (Carvalho Júnior, 2005)

Segundo **Carvalho Júnior** (2005) a figura geométrica (Figura 20) reproduzida possui em seus vértices os membros finais (*endmembers*) ou pixels puros, os outros pixels distribuídos ao longo do espaço n – dimensional são provenientes de misturas. A técnica apresentada na Figura 17, viabiliza uma melhor análise espacial e espectral dos membros finais na imagem, tais como cálculos de abundância e parâmetros físicos ambientais.

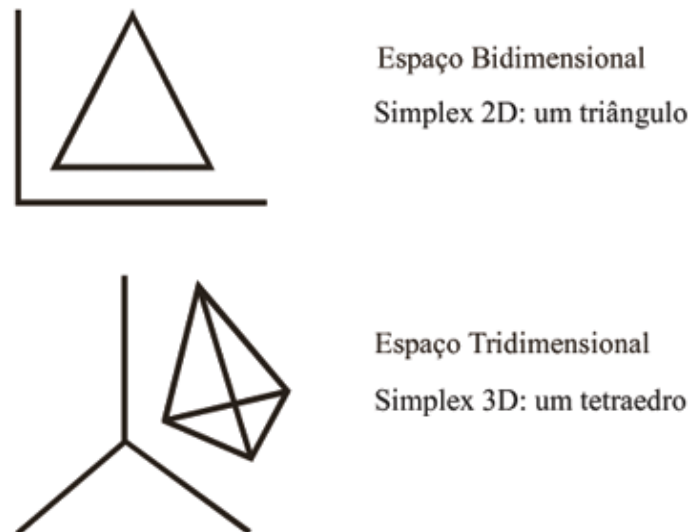


Figura 20: Demonstração do conjunto convexo gerado de acordo com a dimensão do espaço.

Fonte: Adaptado de Carvalho Júnior (2005).

Para que sejam geradas Imagens Fração (**IF's**), resultantes do processo acima detalhado, as respostas espectrais dos componentes da mistura devem

ser conhecidas. Existem diversas propostas de detecção dos membros de referência por meio da resposta espectral (**pureza dos pixels; biblioteca espectral; radiométrica de campo**).

Dentre elas a proposta mais adotada é o de “pureza dos pixels”, que permite estimar as respostas espectrais dos membros através das próprias imagens, isto é, pixels na imagem que são constituídos por apenas um membro de referência (uma classe de uso), não dispendo, portanto de mistura. Assim, as **IF’S**, representam a proporção do componente na mistura espectral. Onde as **IFvegetação** realçam as áreas compostas por cobertura vegetais (Florestas, Arbustiva, Herbácea), as **IFsolo** realçam áreas compostas por solo exposto e as **IFsombra/água** realçam áreas compostas por corpos d’ águas (rio, mares, lagoas e áreas alagadas), além de serem utilizadas para discriminar áreas de queimadas. Os componentes sombra e água apresentam a mesma **IF** por possuírem respostas espectrais semelhantes. (Ponzoni & Shimabukuro, 2009).

O **MLME** viabiliza uma transformação, a da resposta espectral em uma informação física, com valores de proporção dos componentes existentes no pixel, que proporcionar uma maior facilidade na interpretação de imagens orbitais, ao permitir o realce de alvos de interesse na imagem e a reduz da massa de dados.

2.3.5 O uso de Modelo Linear de Mistura na análise de Áreas Urbanas

A abordagem de **MLME** em estudos relacionados ao ambiente urbano foram inicialmente propostos por **Ridd**, 1995, onde o modelo **V- I -S** propõe que qualquer ambiente urbano pode ser caracterizado através de três componentes físicos primários além da água, sendo estes, vegetação, superfícies impermeáveis e solo (Vegetation - Impervious Surface-Soil (**V-I-S**)), adicionado à sombra/ corpos d’água. A análise da composição do **VIS** permite revelar que a maioria das características urbanas têm sua própria composição original destes três fatores, a qual é difícil de observar através dos métodos de classificação de imagens de satélite que operam ao nível do pixel.

Segundo **Small**, 2001 o modelo de mistura espectral pode fornecer soluções de base físicas para o problema da heterogeneidade espectral das

áreas urbanas e propôs a quantificação da abundância e da distribuição urbana e modificou o modelo **VIS** para um modelo de três componentes compostos por vegetação, alto albedo e baixo albedo (Vegetation - LowAlbedo - HighAlbedo (**VLH**)), onde o componente solo foi suprimido. (Wu & Murray, 2003) propuseram novas modificações ao modelo VIS, essa nova abordagem, passou a apresentar quatro componentes compostos por vegetação, baixa albedo, alto albedo e solo (Vegetação - Low Albedo - High Albedo - Soil (**VLHS**)), onde o componente impermeável foi suprimido para caracterizar a morfologia urbana de Columbus.

O modelo serve de base para os estudos da morfologia urbana a partir da cobertura do solo, objetivando a parametrização biofísica dos componentes dos ambientes urbano e suburbanos, incluindo a modelagem de crescimento urbano.

O método **VIS** foi aplicado objetivando a detecção de mudança e a análise do crescimento urbano de Bangkok (Madhavan, 2001); a discriminação do ambiente urbano em Brisbane (Stanford, 2002); a caracterização dos padrões de ocupação do solo urbano utilizando cinco componentes (sombra, vegetação verde, superfície impermeável, solo seco e solo escuro (Lu, 2004); a particularidades da reflectância dos alvos urbanos, com abrangência global (Small, 2005) e também no que se refere, à abundância e distribuição da vegetação urbana. (Small & Lu, 2006); na caracterização do solo da Grande Área Metropolitana de Lisboa (**GAMIL**) (Tenedório, 2007); análise evolutiva da perda de vegetacional e da expansão desacelerada urbana de São Paulo (Rodríguez, 2009); no mapeamento e no monitoramento da fronteira rural-urbana do Mato Grosso (Lu, 2011); na análise da distribuição de superfície impermeável através do uso integrado de sensor multiespectral (Landsat TM) e de radar (Alos palar e Radar **SAT**), concluiu-se que a fusão multisensor melhorou o padrão espacial da distribuição de superfícies impermeáveis. (Lu *et al*, 2011).

Diversas pesquisas têm aplicado com sucesso o modelo (**VIS**) para estimar a composição de ambientes urbanos, a partir de dados oriundos de sensoriamento remoto. No entanto, devido à diversidade de materiais que compõem a superfícies heterogenia impermeáveis urbanas, se torna inviável o desenvolvimento de assinatura espectral única ou *endmember* para a sua representação no modelo **V-I-S**. (Wang, 2014)

A seleção de *endmember* para dados multiespectrais ainda é normalmente realizada por meio de métodos convencionais como a

transformação **MNF** e o Índice de Pureza (**PPI**), encontrados em softwares como **ENVI** e **ERDAS** Imagine. Estes métodos de extração são dependentes de avaliação subjetiva por parte do interprete, por apresentarem uma seleção manual. Os recentes esforços para reduzir a intervenção humana no processo de seleção dos *endmember* incluem a utilização de métodos baseados em inteligência artificial, tais como a aplicação de alguns algoritmos genéticos para encontrar automaticamente as melhores soluções em análise de imagem digital.

Áreas urbanas tendem a se tornar uma classe com mecanismos de análise cada vez mais complexos, à medida que a inserção de sensores ópticos de resolução espacial maior e melhores, são inseridos no mercado. Essas melhorias na tecnologia dificultam a discriminação de componentes em escalas de mapeamentos mais detalhadas e exigem muito dos especialistas.

A probabilidade de encontrar pixels puros diminui à medida que o substrato urbano (heterogêneo) se torna predominante na superfície a ser detalhada, alternativas que auxiliem na sua identificação devem ser propostas.

2.4 Áreas Verdes Urbanas

No decorrer dos anos, o homem organizou - se em grupos, passando a viver em sociedade, que compartilhavam de interesses mútuos. Dando origem as pequenas aldeias, que evoluíram para uma dinâmica mais complexa com início da dinâmica de troca e da divisão do trabalho.

As aldeias assumiram caráter de cidades, com jardins, parques, praças, que ultrapassavam o limite do privado e assumiram características suburbanas, em decorrência de sua abrangência e a concepção desses espaços ao longo dos diversos períodos históricos exprimem o modo de vida em sociedade, as relações com meio, os hábitos cotidianos, a cultura, dentre outros aspectos. (Loboda & De Angelis, 2005). Compreende-las em tempo-espaço permite uma melhor compreensão da sociedade que lhe dá forma (estrutura e processo).

“O uso do verde urbano, especialmente no que diz respeito aos jardins, constituem-se em um dos espelhos do modo de viver dos povos que o criaram nas diferentes épocas e culturas. A princípio estes tinham uma função de dar prazer à vista e ao olfato.” **Loboda & De Angelis,** (2005).

A atribuição do uso do verde, permeia inicialmente o caráter mítico – religioso do Paraíso (Jardim do Éden) descritos no livro Bíblico de Gênesis, passando pelos jardins suspensos da Babilônia, até chegarmos na jardinocultura dos egípcios (berço da “jardinagem” ocidental) e dos chineses (berço da “jardinagem” oriental).

E na Grécia antiga, que pela primeira vez, os espaços livres passam a assumir função de pública, de uso comum, ao serem considerados locais de lazer, passeio e conversa da comunidade. Berço da cultura ocidental, introduziram os jardins internos, com pátios residenciais e jardins que são verdadeiras extensões dos prédios públicos, ordenando vegetação e espaços construídos.

Na Roma antiga, assume - se os jardins como área de lazer, ainda se primava pelo arquitetônico em detrimento do “verde”. Os jardins eram considerados obras arquitetônicas e até mesmo os elementos vegetais eram moldados em esculturas através da topiaria.

As praças e jardins ultrapassavam o limite do privado e aos poucos assumiam as características de parques suburbanos.

“Somente no século XIX é que assumem uma função utilitária, sobretudo nas zonas urbanas densamente povoadas. Determinaram conhecimentos que foram desenvolvidos e aprimorados na Idade Média, quando surgiram os jardins botânicos, os quais davam ênfase ao cultivo e manutenção de espécies medicinais. Com o Renascimento, o homem passa a cultivar uma grande variedade de espécies vegetais de diferentes regiões, as quais eram colecionadas e expostas em jardins botânicos do Velho Mundo” Loboda & De Angelis, (2005).

A influência do Renascimento atingiu diversos países Europeus, dentre eles: França, Holanda, Inglaterra e Alemanha, Itália. Mas, foi na França e na Itália se apresentou de forma mais latente. Com refinamento estético e alto valor artístico, embasado em formas arquitetônicas, onde vegetação e obras de arte compõem um espaço único e complexo, construído pelo homem. No entanto,

foram os ingleses, os primeiros a idealizar os parques públicos contemporâneas, como hoje conhecemos. Ao notarem a necessidade de observar a natureza e entendê-la como um espaço aberto, ilimitado a quem o homem deveria se submeter.

Ao longo do tempo, os parques públicos foram sendo afloraram nas cidades européias e americanas, configurava uma maneira típica de urbanização dos espaços contemporâneos baseados em um redirecionamento das relações entre o homem e natureza. No Brasil, praças e parques são oriundos do início da colonização. (Segawa,1996).

Observa - se que o papel desempenhado pelos espaços verdes das cidades ao longo dos anos é uma consequência das necessidades culturais, comportamentais e sociais do momento, refletindo os gostos e costumes da sociedade. (Loboda & De Angelis, 2005).

As cidades, sofreram rearranjos sócioespaciais que mudaram suas feições ao longo dos anos, o constante processo de impermeabilização e compactação dos solos, decorrente do processo de urbanização, resultaram na retirada da cobertura vegetal natural.

Decorrente desse processo, surge o debate sobre a questão ambiental, que ganha relevância à medida que cidades se expandem, demandam cada vez mais recursos naturais e espaço que equilibrem os sítios urbanos e o meio físico. A vegetação, seja ela natural do lugar ou inserida pelo homem, é um indicador de qualidade de vida, tornando o ambiente esteticamente mais belo e agradável.

O urbanismo contemporâneo gera a necessidade da existência de espaços livres e verde urbano como instrumentos amenizadores dos cotidianos urbanos e seus ruídos e poluição, de forma a regressar à natureza. (Cunha, 1997).

2.4.1 O conceito de áreas verdes em ambientes urbanos

O Ministério do Meio Ambiente - **MMA** define “áreas verdes” como o conjunto de áreas intraurbanas que apresentam cobertura vegetal, sendo essa cobertura arbórea (nativa ou não), arbustiva ou rasteira (gramínea). Para **Milano**, (1993) áreas verdes urbanas são espaços livres na cidade, com características

predominantemente naturais, independente do porte de vegetação. **Amorim**, (2001) sugere que essas áreas são destinadas a comportar o verde urbano, o lazer e a recreação na cidade, seguido de um levantamento de sua quantidade e qualidade. **Nogueira & Wantuelfer**, (2002) afirma que áreas verdes podem ser de propriedade pública ou privada e que devem apresentar algum tipo de vegetação (não somente árvores) com dimensão vertical significativa e que sejam utilizadas com objetivos sociais, ecológicos, científicos ou culturais. **Nucci**, (2008) afirma que para uma área ser identificada como área verde deve haver a - predominância de áreas plantadas e que deve cumprir três funções (estética, ecológica e lazer) e apresentar - uma cobertura vegetal e solo permeável (sem laje) que devem ocupar, pelo menos, 70% da área.

Existem discordâncias sobre a inserção ou não da vegetação urbana existente ao longo de leitos de vias públicas, calçadas, parques e praças. Já para **Benini**, (2010) são todos espaços livres que foi afetado como de uso comum e que apresente algum tipo de vegetação, que venha a contribuir em termos ambientais e que seja utilizada como objeto social, ecológico, científico ou cultural.

A definição proposta por **Bargos**, (2010), considera as áreas verdes uma categoria de espaço livre urbano composta por vegetação arbórea e arbustiva. Incorporando árvores das vias públicas, desde que estejam em um raio de influência que as capacite a exercer funções de uma área verde, apresentando solo livre de edificações ou coberturas de impermeabilizantes de acesso público ou não, e que exerçam minimamente as funções ecológicas (aumento do conforto térmico, controle da poluição do ar e acústica, interceptação das águas das chuvas, e abrigo à fauna), estéticas (valorização visual e ornamental do ambiente e diversificação da paisagem construída) e de lazer (recreação).

Nucci, (2008) afirma que nas áreas verdes pode-se encontrar um ambiente agradável, afastada da angústia da cidade, possibilitando ao indivíduo a integração com a natureza. “Esses ambientes devem ser agradáveis e estéticos, com acomodações e instalações variadas de modo a facilitar a escolha individual. Devem ser livres de monotonia e isentos das dificuldades de espaço e da angústia das aglomerações urbanas. Principalmente para as crianças é fundamental que o espaço livre forneça a possibilidade de experimentar sons,

odores, texturas, paladar da natureza; andar descalço pela areia, gramado; ter contato com animais como pássaros, pequenos mamíferos e insetos, etc.” (Nucci, 2008 *apud* Benini, 2010). Os benefícios das áreas verdes urbanas exercido sobre o social e o psicológico da população exaurida pela caótica rotina trabalho-casa, comum nas grandes cidades, não deve ser negligenciado e sim ampliados.

Dentre os benefícios ambientais pode-se listar como os mais convencionais: a integração sociedade-natureza, o combate à poluição, seja ela visual, do ar ou sonora, controle do conforto térmico, microclima mais ameno, além dos benefícios associados ao solo como os de permeabilidade, fertilidade, umidade que protegem contra o processo de erosão. **Troppmair et al**, (2003) ainda associam a vegetação como moldura e composição da paisagem junto a monumentos e edificações históricas, além do embelezamento e da melhora estética da paisagem.

A Figura 21 abaixo representada, ilustra as funções associadas as áreas verdes urbanas.



Figura 21: Funções associadas as Áreas Verdes; Ecológica, Social, Educativa, Estética e Psicológica. Fonte: Elaboração Própria.

Inserido no contexto da cidade e integrado ao entorno, tal sistema tem como elemento organizador a ideia de um viver urbano denso, variado e imprevisível, tão ao gosto do modelo urbanístico português que nos empresta suas características Queiroga (2009). *apud* Leite (2011).

As áreas verdes urbanas são consideradas indicadores na avaliação da qualidade de vida das grandes cidades. Na Tabela 1 pode – se observar um organograma elaborado pela Fundação CIDE, (Ferreira, 2005) com as principais formas de benefício das áreas verdes urbanas e mecanismos de degradação.

Tabela 1: Organograma dos principais benefícios das áreas verdes urbanas.

Organograma dos Principais Benefícios das Áreas Verdes Urbanas				
	Fatores Urbanos	Principais Formas de Degradação		Principais Benefícios das Áreas Verdes Urbanas
Físico	Clima/ar	Alterações micro-climáticas.	Deterioração da qualidade do ar Poluição Sonora.	Conforto micro-climático. Controle da poluição atmosférica Controle da poluição sonora.
	Água	Alterações da quantidade de água.	Deterioração da qualidade hídrica.	Regularização hídrica Controle da poluição hídrica.
	Solo/subsolo	Alterações físicas do solo.	Alterações químicas e biológicas do solo.	Estabilidade do solo Controle da poluição edáfica.
Biológico	Flora	Redução da cobertura vegetal.	Redução da biodiversidade.	Controle da redução da biodiversidade.
	Fauna	Proliferação de vetores.	Destruição de habitats naturais.	Controle de vetores.
Territorial	Uso/ocupação do solo	Desconforto ambiental das edificações. Poluição visual.	Alterações micro climáticas.	Conforto ambiental nas edificações. Controle da poluição visual.
	Infra-estrutura/serviços	Dificuldades no deslocamento. Aumento da necessidade de saneamento. Redução da sociabilidade	Desperdício de energia.	Racionalização do transporte. Saneamento ambiental. Conservação de energia.
Social	Demografia Equipamentos e serviços sociais.	Concentração populacional.	Crescimento das necessidades sociais.	Conscientização ambiental. Atendimento das necessidades sociais.
Econômico	Setores produtivos Renda/Ocupação	Valor e desvalorização da atividade/propriedade Concentração de pobreza e desemprego.	X	Valorização das atividades e propriedades Amenizações dos bolsões da pobreza.
Instituição	Setor Público. Instrumentos Normativos.	Redução da capacidade de gestão urbana. Instrumental insuficiente.	X	Apoio à capacidade de gestão urbana. Instrumento de regulamentação específica.

Fonte: Fundação Cide 2004 *apud* Ferreira (2005).

O processo de desenvolvimento urbanístico, acelerado e desordenado, nas cidades brasileiras, reflete hoje sítios urbanos carentes de “vazios urbanos”, destinados a finalidade de espaços livres³que preservam a natureza e representam oportunidade de lazer. As áreas destinadas a essa finalidade costumam ser isoladas dos grandes centros ou concentradas e comumente perde “espaço” para a crescente demanda habitacional.

A falta ou a má distribuição espacial de áreas verdes urbanas voltadas para o lazer (integração) de seus habitantes nas cidades refletem cenas como as observadas na Figura 22, 23, 24, 25, 26.



Figura 22: Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, bicicletas na Av. Paulista fechada. Fonte: <http://lelia-dourado.blogspot.com.br/2015/10/lazer-garantido-aos-domingos-na-av.html> (2014)



Figura 23: Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, banho de sol na Av. Paulista fechada.



Figura 24: Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos fechada, picnic na Av. Paulista.

Fonte 23 e 24: <https://i1.wp.com/www.amelhorpartedavida.com.br/wp-content/uploads/2015/10/Avenida-Paulista-ser%C3%A1-fechada-aos-domingos-para-lazer-2.jpeg?fit=730%2C452> (2015).

³Áreas Livres: constitui um sistema - de drenagem, de transportes, de proteção - cujas funções podem com as dele coincidir ou apenas justapor-se, tecendo relações de conectividade e complementaridade com a preservação, a conservação e a requalificação ambientais, a circulação e a drenagem urbanas, as atividades de lazer, o imaginário, a memória e o convívio social públicos.



Figura 25: Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, bicicletas na Av. Brasil fechada.



Figura 26: Apropriação do espaço por parte da população demonstrando a carência de áreas de lazer nos grandes centros urbanos, crianças de skate e bicicleta na Av. Brasil fechada.

Fonte 25 e 26: <<http://oglobo.globo.com/rio/avenida-brasil-interditada-transformada-em-area-de-lazer-12254913>>(2014).

A apropriação de espaços originalmente construídos para outra funcionalidade por parte da população, só comprova a carência de áreas livres voltadas para atender a esse tipo de necessidade. O processo acelerado e muitas vezes desordenado de crescimento urbanístico das cidades brasileiras acarretou em uma histórica desigualdade entre os bairros de alta e baixa renda do município do Rio de Janeiro, comprovada pela falta de equipamentos e amenidades urbanas, pela baixa infraestrutura pública e inexpressiva presença de áreas verdes urbanas significativas desses bairros.

2.4.2 Legislação urbanística para o estabelecimento e administração de áreas verdes urbanas no Rio de Janeiro

O estabelecimento de “Áreas Verdes” está sujeito à legislação urbanística, conjunto de leis, decretos e normativas que visam regular o uso e ocupação do solo urbano.

O município do Rio de Janeiro possui como normativas reguladoras as resoluções do Conselho Nacional de Meio Ambiente - **CONAMA** e o Estatuto da Cidade (na escala Federal) e do Plano Diretor e da Secretaria Municipal de Meio Ambiente - **SMAC** (na escala municipal), coube ao Município à tarefa de realizar a política de desenvolvimento urbano, promovendo o seu adequado ordenamento territorial mediante o planejamento e controle do uso, do 41

parcelamento e da ocupação do solo urbano, conforme art. 30, inc. VIII, e art. 182 e segs. da CRFB/88.

São definidas na Resolução do **CONAMA**, em seu Art. 8º, § 1º, como de públicas e funções definidas "o espaço de domínio público que desempenhe função ecológica, paisagística e recreativa, propiciando a melhoria da qualidade estética, funcional e ambiental da cidade, sendo dotado de vegetação e espaços livres de impermeabilização".

No entanto essas áreas precisam ser qualificadas, além de quantificadas. **Bargos**, (2012) define uma classificação que consiste na seleção de áreas estudadas em conformidade aos critérios estabelecidos pela concepção de área verde adotado pelo trabalho, representada pela Figura 27. Acredita-se que as áreas verdes podem ser classificadas segundo o porte da vegetação e suas funções, pois se entende que estes podem ser aspectos que contribuem para conformação de ambientes saudáveis que consistes, agradáveis e que propiciam interações entre a natureza e a sociedade.

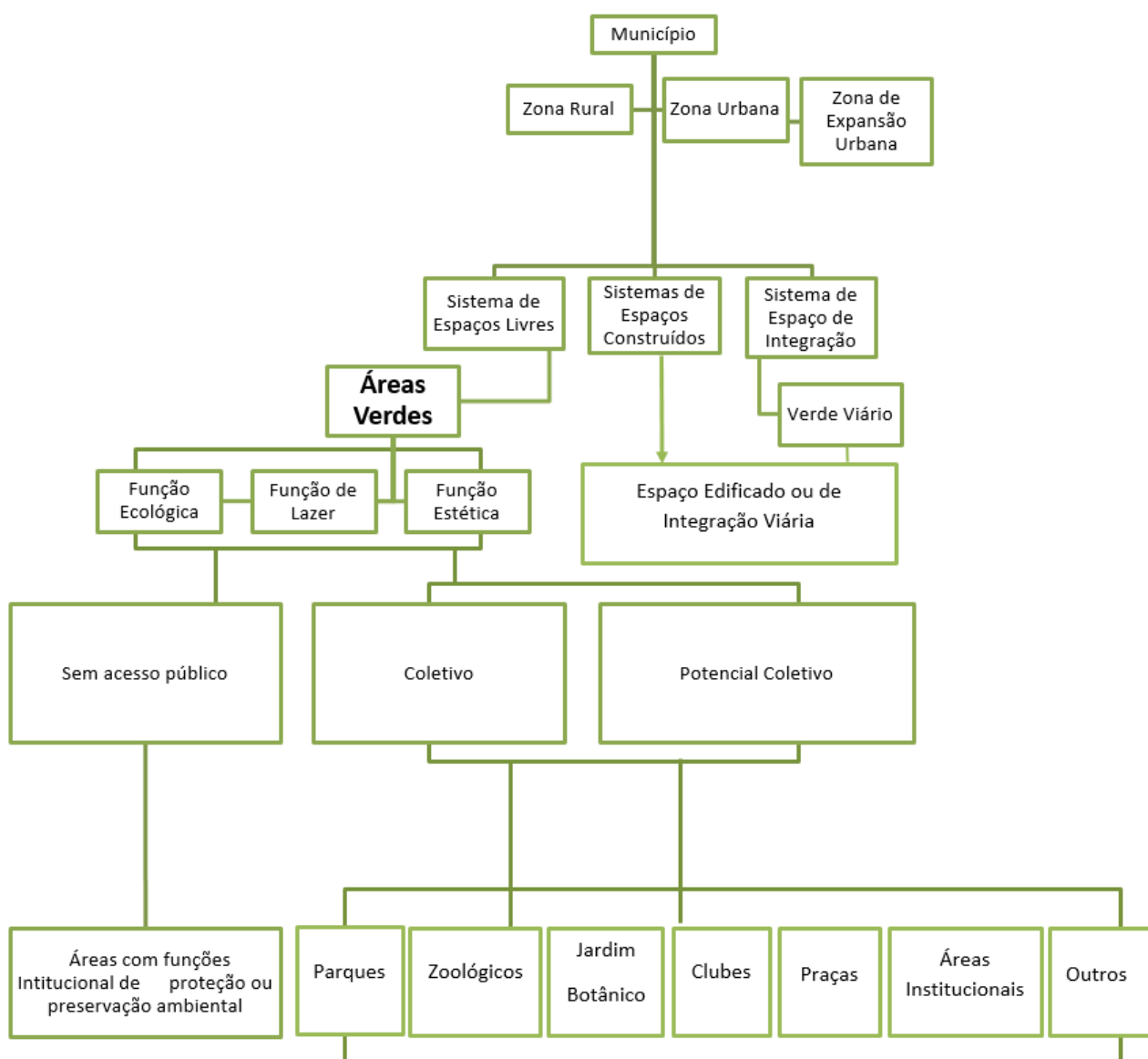


Figura 27: Esquema representativo para classificação das áreas verdes urbanas no município de Paulínia (SP). Fonte: Adaptado de Bargos (2010).

2.4.3 Plano Diretor Arbóreo Urbano

A distribuição e proporção de áreas verdes urbanas por habitante e outros indicadores elaborados pela Organização das Nações Unidas - **ONU**, mais do que parar o desmatamento, precisa recuperar as áreas de remanescentes florestais degradados, resultantes do crescimento desenfreado e mal planejado da mancha urbana. A preservação dessas áreas é de interesse coletivo, um bem socioambiental.

Essas áreas verdes estão presentes numa enorme variedade de situações: em áreas públicas e privadas; em áreas de preservação permanente - **APP**; nos leitos de vias e canteiros centrais; nas praças, parques, florestas e unidades de conservação - **UC** urbanas; nos jardins institucionais; e nos terrenos públicos não edificadas (áreas livres).

Para isso, a União instituiu por meio dos arts. 182 e 183 da Lei Federal 10.257 de 10 de julho de 2001, as políticas urbanas da Constituição brasileira, por intermédio de definições de diretrizes gerais para o desenvolvimento urbano. Atribuindo ao Poder Público Municipal a execução das diretrizes fixadas em lei, através da criação de um plano diretor participativo que objetiva ordenar o desenvolvimento social da cidade e garantir o bem-estar.

Por se tratar de um plano, deve ser ... “ a definição de um caminho a ser percorrido para que se alcance um objetivo ou um conjunto de objetivos. Esse caminho é percorrido através de ações que devem ser tomadas pelos diversos atores que participam do desenvolvimento urbano ” **Saboya**, (2006).

O plano diretor indica quais ações e como elas podem se integrar para orientar o processo de transformação do cenário atual para o cenário desejado, servindo de instrumento básico para o planejamento municipal e o desenvolvimento urbano. Sua elaboração deve contar com a participação da população.

Essa lei municipal cuja elaboração está prevista na Constituição Federal (1988), é regulamentada pelo Estatuto das Cidades (2001) serve de instrumento para políticas de desenvolvimento e expansão urbana da cidade, provendo as funções sociais, psicológicas e de bem-estar social de seu cidadão.

Considerava-se que um Plano Diretor completo deve contemplar instrumentos de planejamento e gestão das áreas verdes urbanas da cidade. Seguindo essa lógica foi aprovado no dia 27 de maio de 2008, uma mudança no Estatuto da Cidade, onde se tornou obrigatório a inclusão, nos planos diretores municipais o **PDAU**, que deverá conter informações sobre espécies e porte das árvores e as condições da arborização em relação à demanda da comunidade (Frente Parlamentar Ambientalista, 2008).

O **PDAU** servirá de instrumento normatizando e regularizando as atividades relacionadas à implantação, preservação, expansão e manejo, contendo definições para um melhor planejamento, monitoramento e manutenção arbórea.

Seguindo a lógica do processo de urbanização, a arborização brasileira também resulta da falta de planejamento e gestão, convergindo em conflitos urbanos por espaço e baixa qualidade ambiental.

O **PDAU** deve além de atender os interesses da sociedade e as especificidades locais, precisa atender a demandas técnicas. O Plano Diretor de Desenvolvimento Sustentável - **PDDUS** do município do Rio de Janeiro, art. 183, define como ações estruturantes relativas a áreas verdes urbanas:

- I. o diagnóstico urbano ambiental das diversas regiões do município, visando a criação, implantação e incremento de praças e parques urbanos, visando atenuar o adensamento da malha urbana;
- II. a elaboração e implantação de Plano Diretor de Arborização, visando o planejamento e manejo adequado do arbóreo urbano;
- III. o cadastramento das áreas verdes de domínio privado de interesse ambiental, bem como o estímulo à sua implantação e proteção;
- IV. o levantamento e o tratamento fitossanitário dos indivíduos arbóreos da arborização pública;
- V. o estabelecimento de índice de área de lazer e de áreas verdes por habitante;
- VI. a edição de normas específicas para controle de usos e atividades nas áreas verdes urbanas e no entorno de bens tombados naturais;

VII. a implantação de sistemas orgânicos de cultivo em hortos de produção de plantas ornamentais, jardins, jardineiras, hortas orgânicas e com a produção de composto orgânico de iniciativa pública, privada e de entidades não governamentais;

VIII. a criação de incentivos à conservação e manutenção de áreas públicas, através do programa de adoção de áreas verdes;

IX. a execução de planos de manejo, visando compatibilizar o fluxo de usuários e visitantes nos parques públicos urbanos e naturais com a sua conservação;

X. a elaboração de diagnósticos específicos para os jardins históricos quando da intervenção dentro do seu espaço físico e/ou seu entorno;

XI. a capacitação de jovens e adultos em jardinagem, paisagismo e horticultura, dentro dos preceitos do manejo orgânico;

XII. a utilização do composto orgânico obtido com o reaproveitamento de resíduos de poda ou dos resíduos sólidos urbanos nas ações da arborização e das áreas verdes públicas;

XIII. a elaboração de caderno de encargos visando a sistematização de informações para padronização de equipamentos, serviços e obras de urbanização em praças e parques;

XIV. a indicação de espécies nativas adequadas ao tratamento paisagístico das áreas verdes e espaços livres públicos, de acordo com as características do uso e de localização dos logradouros;

XV. a implantação de áreas verdes em locais de recarga de aquíferos;

XVI. ampliar os índices de áreas verdes e áreas permeáveis, visando à melhoria da ambiência urbana e a qualidade de vida da população;

XVII. a implantação de parques dotados de equipamentos comunitários de lazer nas proximidades das faixas marginais de rios e lagoas, desestimulando invasões e ocupações indevidas;

XVIII. fomento à adoção de calçadas, coberturas e telhados com plantio verde.

Visando atender esse objetivo, diversos órgãos do Município do Rio de Janeiro (como a Fundação Parques e Jardins, a Prefeitura do Município, através da Secretária Municipal de Meio Ambiente - **SMAC**, o Instituto de Arquitetos do

Brasil - IAB/RJ, por meio da Resolução nº 553, se mobilizaram para a elaboração de um Plano Diretor de Arborização Urbana da Cidade do Rio de Janeiro, para orientar as políticas públicas de plantio, preservação, manejo e expansão da arborização urbana da cidade, em toda a extensão do município, conforme estabelecido pela Lei Complementar 111/2011 do Plano Diretor de Desenvolvimento Sustentável do Rio de Janeiro.

Ainda são poucos os municípios que até o presente momento já elaboraram **PDAU**, e em menor número, aqueles que já implementaram e efetivaram suas normativas.

III. METODOLOGIA

O fluxograma apresentado na Figura 28 destaca os materiais e métodos a utilizados ao longo da pesquisa.

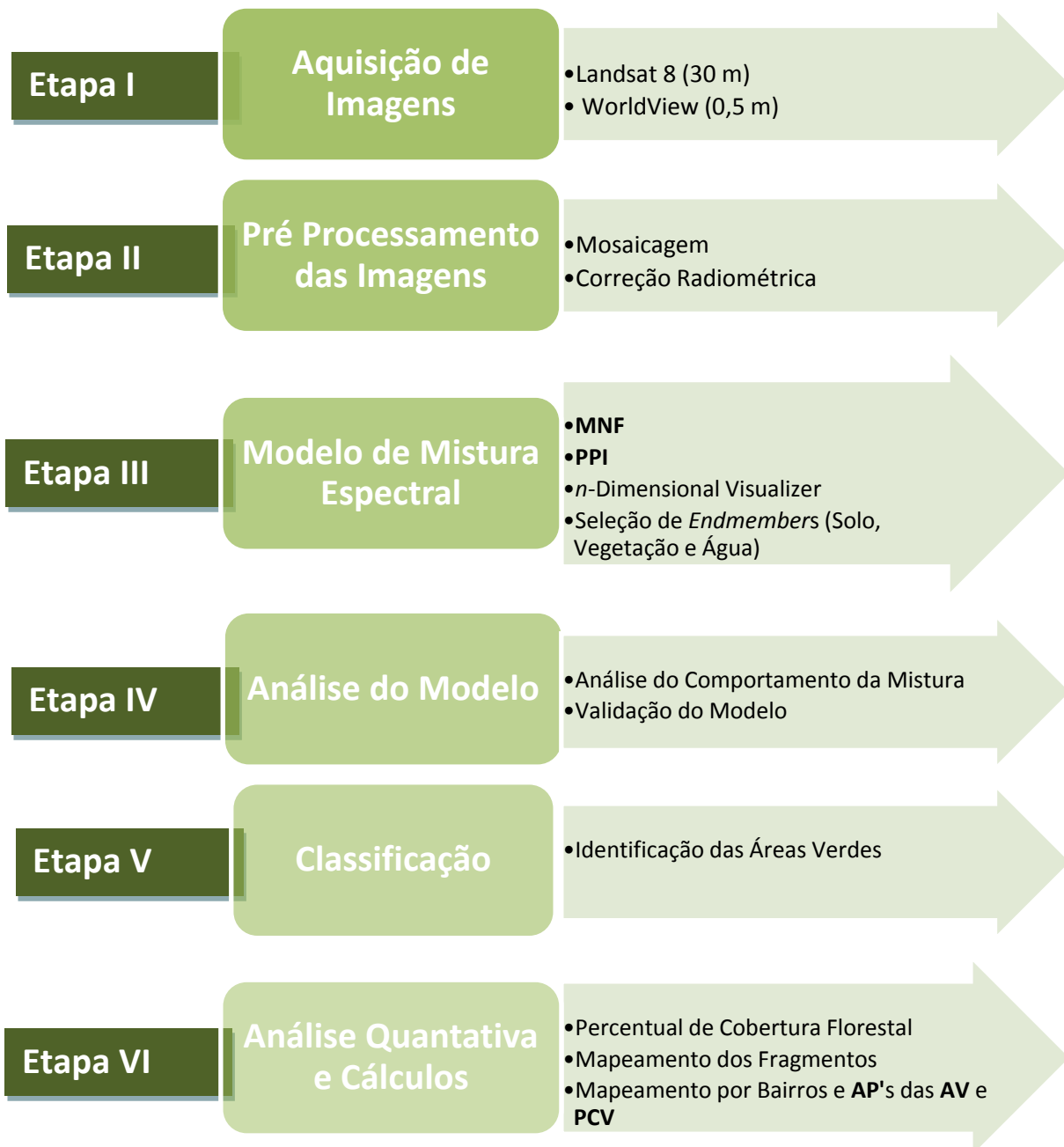


Figura 28: Fluxograma metodológico.

A metodologia da pesquisa está dividida em seis etapas a saber:

Na primeira etapa foi realizado o processo de aquisição das imagens (WorldView - 2 e Landsat 8), seguida da segunda etapa, que consistiu no tratamento da imagem (pré-processamento) visando um melhor resultado dos processamentos das etapas subsequentes. Dentre os pré-processamentos executados cabe destacar a mosaicagem das cenas do WorldView - 2 e sua correção radiométrica, ambos no software **PCI**.

Na terceira etapa foi gerado o Modelo Linear de Mistura, através da metodologia proposta por Boardman & Kruse (1994) para detecção de *endmembers*, esse processo é dividido em três etapas: *Minimization Noise Fraction (MNF)*, *Pixel Purity Index (PPI)*, *n-Dimensional Visualizer* no **ENVI 5.1**, seguido da análise do modelo na quarta etapa.

A quinta etapa, consistiu na classificação da imagem base (WorldView - 2), para identificação dos fragmentos de cobertura vegetal.

Na sexta e última etapa, foram executados os cálculos do **ICV** e **PCA** e Finalmente na sexta etapa foram realizadas todas as análises por bairro e **AP's** para o município do Rio de Janeiro.

IV. PRÉ-PROCESSAMENTO DOS DADOS

Etapa I - Aquisição das imagens sensor do WorldView e do Landsat 8

Dois tipos de imagens foram necessários para elaboração da pesquisa:

Uma imagem da Landsat 8, com 30 m de resolução espacial, datada 12 de janeiro de 2015, órbita 217, ponto 76. Dispondo de baixa cobertura de nuvem, disponibilizado gratuitamente pela biblioteca de imagens do **USGS**.

E um mosaico de imagens do satélite WorldView - 2 (com 47 cenas), com 0,5 m de resolução espacial, disponibilidade de baixa cobertura de nuvem e no mesmo intervalo temporal que a imagem Landsat. No entanto não foi possível manter essa regra devido a indisponibilidade de boas cenas.

As imagens Landsat são disponibilizadas gratuitamente e podem ser obtidas por consulta, por exemplo, aos sites do **INPE** e da **USGS**. O acesso às imagens é pago, mas para a presente pesquisa foram cedidas pela Secretaria Estadual de Meio Ambiente, como apoio e incentivo à pesquisa pela Universidade Federal do Rio de Janeiro.

O Landsat 8, aporta dois tipos de sensores: o Operational Land Imager - **OLI** e o Thermal Infrared Sensor - **TIRS**. O **OLI** foi idealizado e construído pela Ball Aerospace and Technologies Corporation, e, avançando na capacidade de mensuração enquanto assegura compatibilidade com os dados da série histórica. Desenvolvido como um sensor “*push-broom*”, com um telescópico de quatro espelhos, e 12 bits (4096 níveis de cinza), o **OLI** coleta dados na faixa do visível, infravermelho próximo e de ondas curtas bem como a banda pancromática. O **TIRS**, construído pela **NASA** Goddard Space Flight Center, foi adicionado ao sistema sensor para dar continuidade à aquisição de imagens térmicas e apoiar aplicações emergentes, tais como a modelagem de evapotranspiração para monitorar o uso da água em terras irrigadas. O **TIRS** coleta dados em dois longos comprimentos de onda infravermelhos térmicos. Além disso, quatro novas bandas foram inclusas em relação ao Landsat 7 são apresentadas na Tabela 2.

Tabela 2: Características espectrais dos instrumentos imageadores **OLI** e **TIRS**.

Fonte: Adaptado de **USGS**.

Bandas	Comprimento de Onda	Resolução Espacial
Banda 1	Costal Aerosol (0.43 - 0.45) μm	30 m
Banda 2	Azul (0.450 - 0.51) μm	30 m
Banda 3	Visível Verde (0.53 - 0.59) μm	30 m
Banda 4	Visível Vermelho (0.64 - 0.67) μm	30 m
Banda 5	Infravermelho Próximo (0.85 - 0.88) μm	30 m
Banda 6	Infravermelho Médio/SWIR (1.57 - 1.65) μm	30 m
Banda 7	Infravermelho Médio/SWIR (2.11 - 2.29) μm	30 m
Banda 8	Pancromática (0.50 - 0.68) μm	30 m
Banda 9	Cirrus (1.36 - 1.38) μm	30 m
Banda 10	Infravermelho Termal (TIRS)1 (10.60 – 11.19) μm	100 m
Banda 11	Infravermelho Termal (TIRS)2 (11.50 – 12.51) μm	100 m

A adição de duas novas bandas espectrais apresentou melhora positiva na resolução espectral, com a *new costal* (banda 1), projetada para análise de recursos hídricos e da zona costeira, além de um novo canal de infravermelho (banda 9), específica para a detecção de nuvens cirros.

Além das novas bandas, o sensor “*push-broom*” é outra novidade importante. Anteriormente, com sua trajetória em “*zigue-zague*”, o sensor “*whiskbroom*” do Landsat 7 causava distorções e um grande esforço de correção em uma mesma cena.

Quanto à resolução radiométrica, os sensores **OLI** e **TIRS**, presentes no Landsat 8, proporcionam um melhor desempenho radiométrico, quantificado valores nas imagens em uma faixa dinâmica de 12 bits. Esse aspecto possibilita uma maior caracterização de alvos da imagem e pode contribuir para a diminuição do efeito de sombras. (Kalaf *et al.*, 2013).

As novas cenas do Landsat 8 provenientes do sensor **OLI** apresentam menores distorções na posição dos alvos, se comparadas aos sensores anteriores, resultado de mudanças realizadas na geometria do satélite. Apresentando imagens ortorretificadas de acordo com a disponibilidade de dados para a área de interesse. (USGS, Mission Details)

Os satélites WorldView são um sistema desenvolvido e configurado para satisfazer as atuais necessidades do mercado que utiliza imagens de satélites de forma regular e com alta definição. O primeiro satélite do conjunto foi lançado em 2007, seguido mais tarde pelo WorldView – 2 em 2009. São os pioneiros no uso comercial, na utilização da tecnologia Control Moment Gyroscopes (**CMGs**). Possui capacidade de aumentar a precisão e rapidez nos movimentos de manobra e acelerando (nível de 10x acima dos outros) o processamento de segmentação.

Um dos satélites mais rápidos do mercado com uma média de revisita de 1 dia, e capaz de cobrir 975.000 Km² de dados digitais por dia disponibilizando diversas imagens de diferentes partes do globo. Com isso é possível realizar análises temporais diárias de grandes áreas com elevado detalhamento (espaciais, temporais e espectrais) que atendam demandas e necessidades variadas.

O WorldView é o primeiro satélite a possuir oito bandas multiespectrais, que auxiliam na identificação dos alvos. Além de conter as tradicionais 4 bandas: Azul, Verde, Vermelho e InfraVermelho Próximo, apresenta 4 novas bandas: Azul Costeiro, Amarela, Borda do Vermelho e InfraVermelho Próximo 2. (DIGITAL GLOBE, 2009). Cada nova banda apresenta uma finalidade, onde o:

- **Azul Costeiro** – *Aplicável em estudos oceanográficos, análise batimétrica, na linha de costa ou as margues de corpos de água;*
- **Amarelo** – *Utilizada para classificação, é capaz de identificar diferenças sutis na vegetação e no solo exposto. Além de identificar facilmente bancos de areia;*
- **Borda do Vermelho** – *Auxilia na análise das condições vegetativas da planta, relacionada a saúde da vegetação;*
- **InfraVermelho Próximo 2** – *Voltado para análise e composição de índices de vegetação e estudos de biomassa.*

O satélite WorldView - 2 possui órbita sincrônica ao sol. Com sensores multiespectrais, que captam imagens em oito bandas com comprimento de onda entre 450 μm e 1040 μm . A resolução espacial das bandas é 1,84 metros, sendo reamostradas e distribuídas com resolução de 2 m. Além de uma banda pancromática com comportamento de onda entre 400 - 900 μm e resolução espacial de 0,5 metros e altitude de 770 km com inclinação de +/- 45° off nadir. **Padwick**, (2010.) Na Figura 29, observa - se as respostas espectrais relativas as 8 bandas do satélite WorldView- 2.

Características espectrais do satélite na Tabela 3.

Tabela 3: Características espectrais do Satélite World View.

Fonte: Adaptado de Engesat.

Bandas	Comprimento de Onda	Resolução Espacial
Banda 1	Coastal(450 - 450) μm	2 m
Banda 2	Azul (450 - 510) μm	2 m
Banda 3	Verde (510 - 580) μm	2 m
Banda 4	Vermelho (630 - 690) μm	2 m
Banda 5	Red - Edge (705 - 745) μm	2 m
Banda 6	Yellow(585 -625) μm	2 m
Banda 7	Infravermelho próximo 1 (770 - 895) μm	2 m
Banda 8	Infravermelho próximo 2 (860 – 1040) μm	2 m

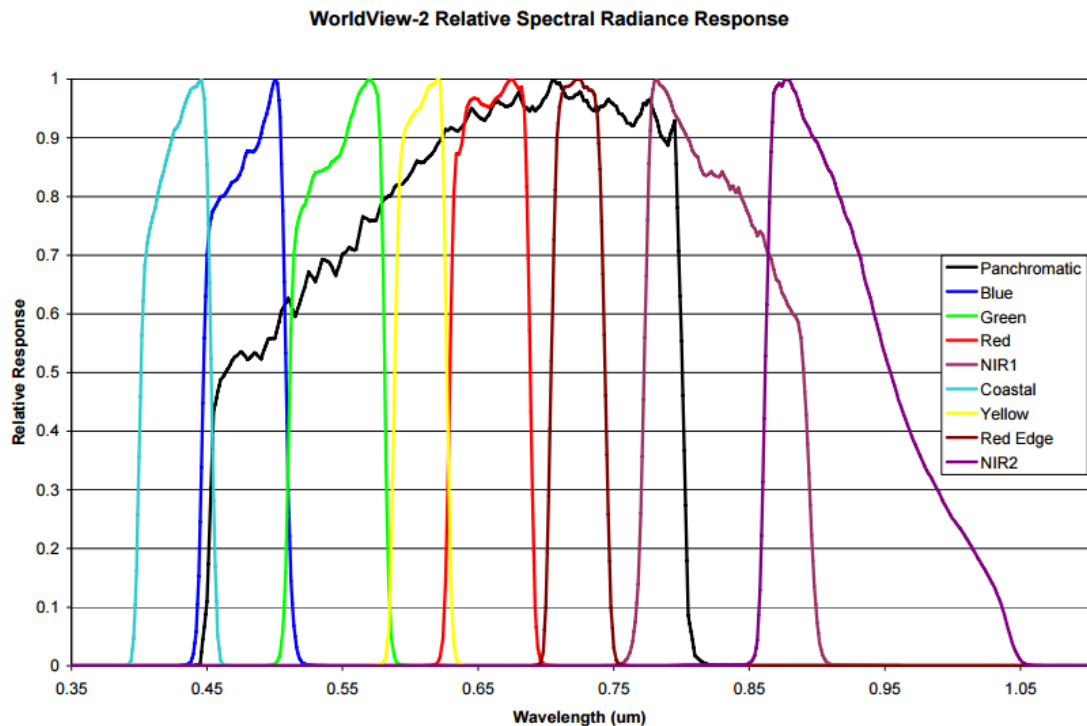


Figura 29: Respostas espectrais relativas as bandas do satélite WorldView – 2.

Fonte: Padwick (2010).

Etapa II - Pré processamento

Após a aquisição das imagens oriundas de sensores remotos, são realizadas correções que visam melhorar o dado bruto para uma posterior análise e/ ou mapeamento.

1. Correção atmosférica das imagens

O processo de correção atmosférica das imagens orbitais tem como objeto melhorar a discriminação de alvos na superfície terrestre retirando possíveis interferências presentes na atmosfera que afetam a qualidade da imagem. A presença na atmosfera, de camadas compostas por gases e particulados afetam a geração das imagens. Esses objetos quando localizados entre o sistema sensor e a superfície terrestre, ao interagirem com radiação eletromagnética, sofrem alterações no fluxo radiante, ocasionando nas imagens a perda de nitidez e a deformação do brilho superficial, principalmente nos menores comprimentos de onda. Essa interferência é proveniente do

espalhamento, absorção e refração da energia eletromagnética, que podem ser minimizados através da correção atmosférica (Song *et al.*, 2001)

A correção demanda a inserção de parâmetros específicos e difíceis de estimar tais como: características da atmosfera no momento da coleta da imagem, nebulosidade estimada, entre outros. O resultado final é a denominada reflectância de superfície, ou seja, assume-se que os fatores de refletância aparente resultantes se referem aos estimadores da refletância bidirecional dos objetos dispostos na superfície terrestre, viabilizando sua caracterização espectral. (Ponzoni & Shimabukuro, 2009).

Essa etapa se fez imprescindível na presente pesquisa, já que a principal problemática da mistura espectral está relacionada com identificação de um pixel dito puro do qual possa ser extraída a curva espectral de um determinado componente da cena.

No entanto, para essa pesquisa não foram elaboradas correções atmosféricas no sensor Landsat 8, já que a cena já foi disponibilizada com esse tratamento por parte da **USGS**. Já para as x cenas do sensor WorldView - 2, foram elaboradas apenas a equalização no software **PCI**, visando eliminar ou minimizar os efeitos do contraste de áreas muito claras ou áreas muito escuras.

Consistindo numa transformação não linear, considerando distribuição original da imagem. Resultando em uma imagem cujo histograma tende a ser uniforme.

2. Correção geométrica das imagens

As imagens oriundas de sensores remotos apresentam distorções espaciais inerentes ao processo de aquisição, no que se refere à precisão cartográfica, demonstrando deformidade quanto ao posicionamento dos objetos, da superfície e dos fenômenos nelas representados.

As imagens de ambos os sensores são fornecidas ortorretificadas, não sendo necessário corrigi-las geometricamente. Sendo realizada apenas uma comparação para identificação de possíveis deslocamentos entre as cenas.

3. Mosaico e correção radiométrica das imagens WorldView

Para a cobertura da área de estudo (Município do Rio de Janeiro) são necessárias x cenas do sensor WorldView. Sendo necessário a elaboração de um mosaico das cenas, visando facilitar a etapa seguinte de classificação e minimizar as diferenças radiométricas entre as imagens.

Etapa III - Geração do Modelo Linear de Mistura

Para essa abordagem, as respostas espectrais em cada pixel, em qualquer banda do sensor é transformada em uma combinação linear das respostas espectrais de cada componente presente na mistura. Onde cada pixel da imagem pode assumir qualquer valor dentro da escala de cinza (**Bits**) da imagem. (Ponzoni & Shimabukuro, 2009).

Se a resposta espectral do alvo é conhecida, então a proporção de cada componente na mistura pode ser estimada.

Boardman & Kruse (1994) propuseram uma metodologia para detecção de *endmembers* através de geometria do *simplex* em três etapas: redução da dimensão espectral utilizando a técnica de *Minimization Noise Fraction (MNF)*, redução da dimensão espacial utilizando o método *Pixel Purity Index (PPI)* e identificação dos pixels puros utilizando um visualizador *n*-Dimensional.

A metodologia proposta para a detecção de *endmembers* pode ser observada na Figura 30. O software **ENVI 5.1** possibilita uma detecção automatizada.

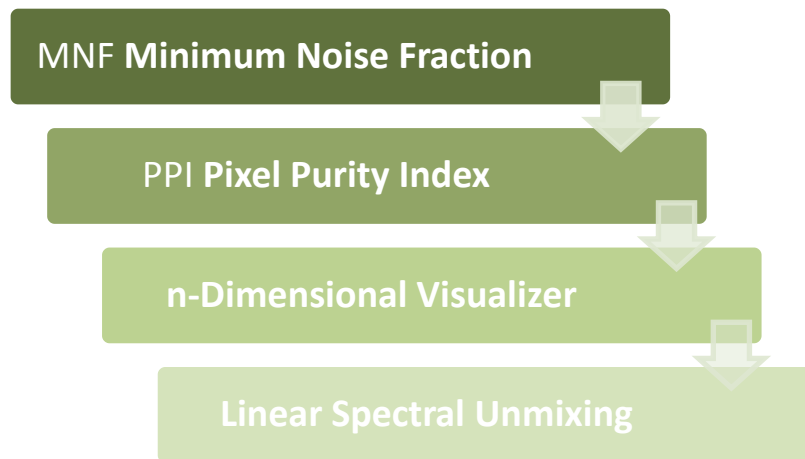


Figura 30: Fluxograma metodológico das Etapas de Geração do Modelo Linear de Mistura.

1. MNF - Minimum Noise Fraction

O uso do **MNF** é recomendado para determinar a dimensionalidade espectral inerente dos dados, para separar o ruído dos dados e para redução dos requisitos de cálculo para um processamento subsequente (Figura 31). Resume o procedimento **MNF** no software **ENVI**, a estimativa de ruído pode ser gerada a partir das três fontes. A partir de Dark Current, a partir de Image Statistics, a partir de Existing Statistics. Adaptado de (**ENVI Classic Tutorial**, 2014).

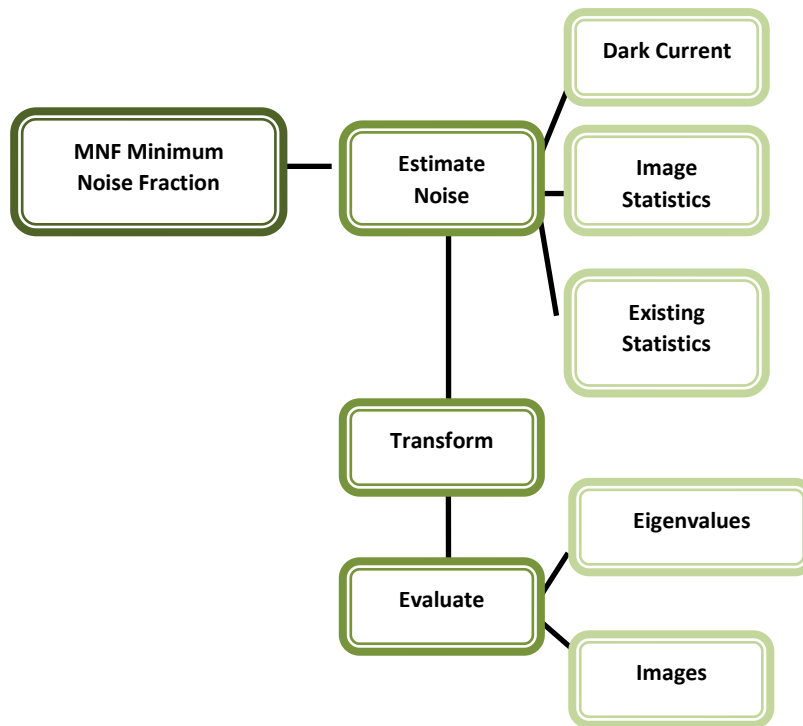


Figura 31: Fluxograma MNF.

O emprego dessa técnica é dividido em duas etapas de transformação:

- Primeira transformação

A primeira transformação faz uso dos principais componentes da matriz de covariância do ruído, que descorrelaciona e reescala o ruído dos dados, resultando em dados onde o ruído possui variância unitária e nenhuma correlação entre as bandas.

- Segunda transformação

A segunda transformação utiliza componentes principais derivados da imagem original, após passarem pela primeira etapa de transformação e serem reescalados pelo desvio padrão do ruído, consistindo na análise dos componentes principais dos dados, em que o ruído é excluído. A partir desse ponto, determina-se a dimensionalidade inerente dos dados pelo exame dos autovalores ("eigenvalues") e de suas imagens associadas. (ENVI Classic Tutorial, 2014)

Os dados provenientes desse processo são divididos em duas partes: uma parte associada com autovalores ("eigenvalues") e auto-imagens, gerando ruído com variância igual; não havendo correlações entre as bandas e outra parte complementada com autovalores ("eigenvalues") quase iguais às imagens com predomínio de ruído.

Após a transformação, as bandas passam a aparecer na listagem de bandas disponíveis e a plotagem dos autovalores ("eigenvalues") passa a ser automática. Resumidamente, esse processo transforma a maior parte da informação interessante em apenas algumas bandas espectrais e ordenar essas bandas de mais relevante para menos relevante, de acordo com o ruído. (Figuras 32 à 38).

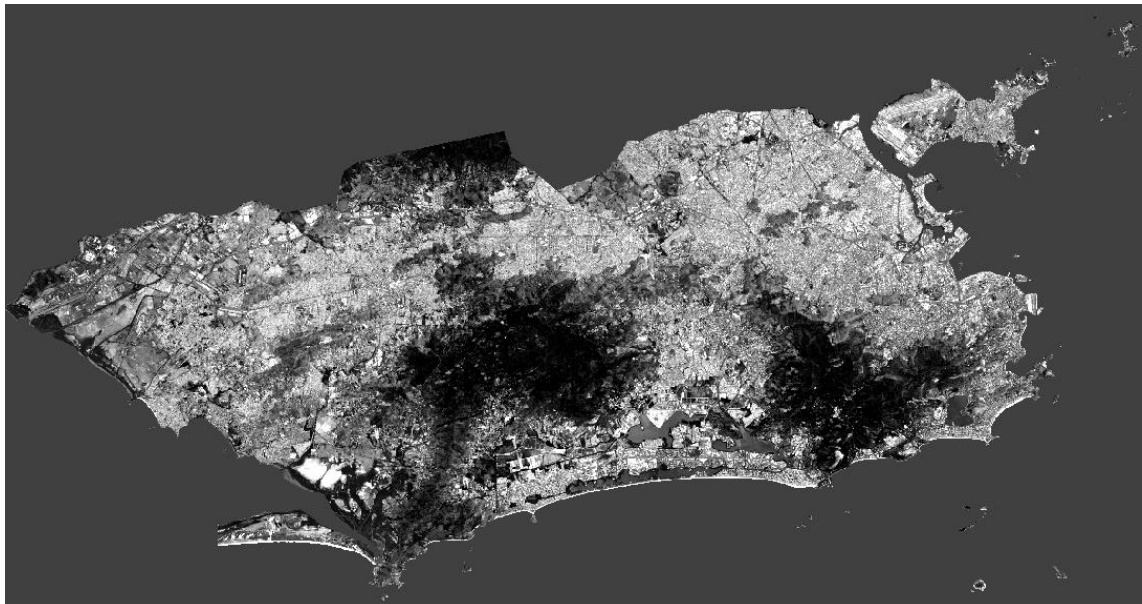


Figura 32: Resultados da transformação da banda 1.

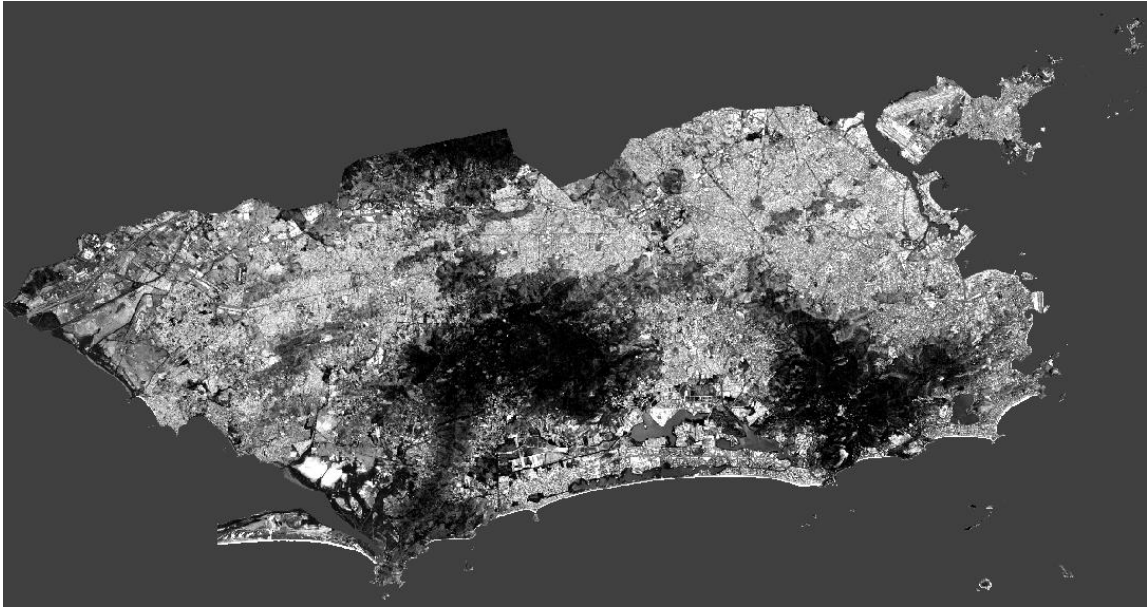


Figura 33: Resultados da transformação da banda 2.

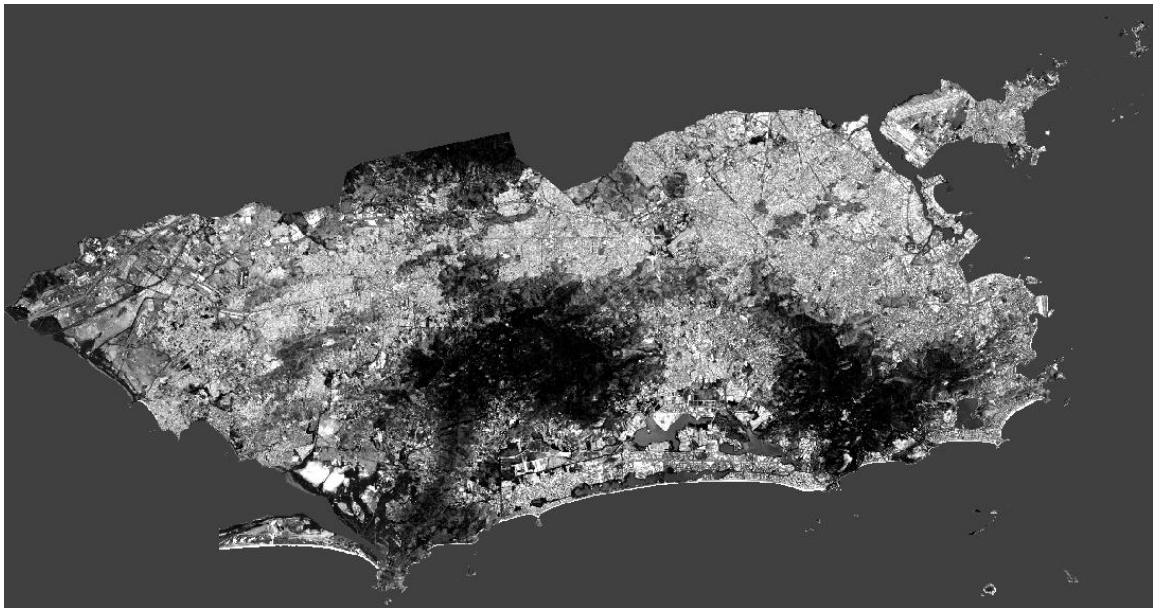


Figura 34: Resultados da transformação da banda 3.

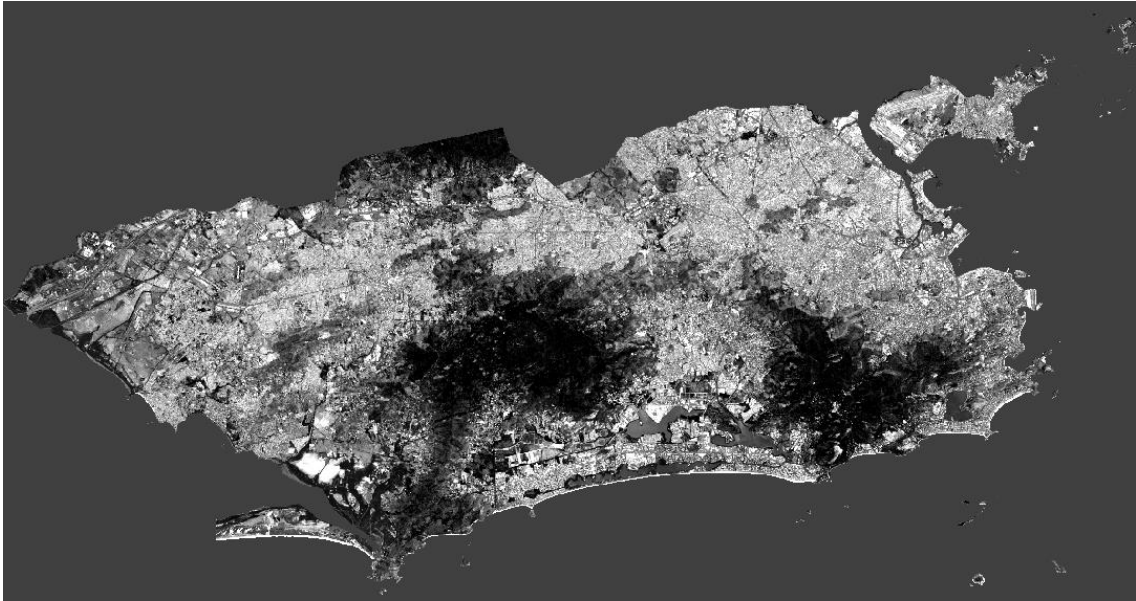


Figura 35: Resultados da transformação da banda 4.

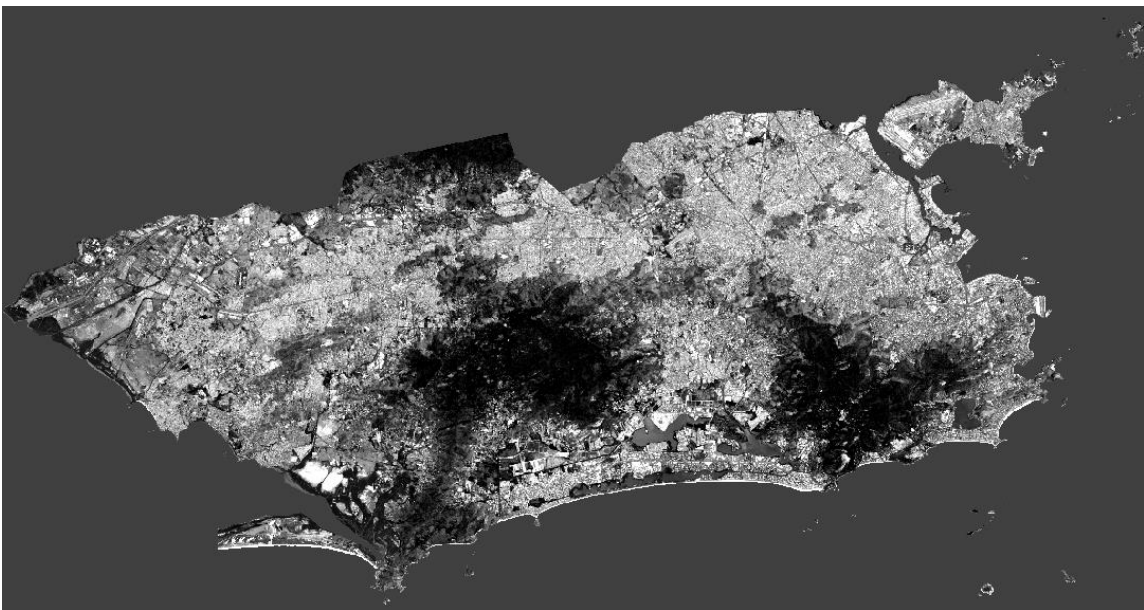


Figura 36: Resultados da transformação da banda 5.

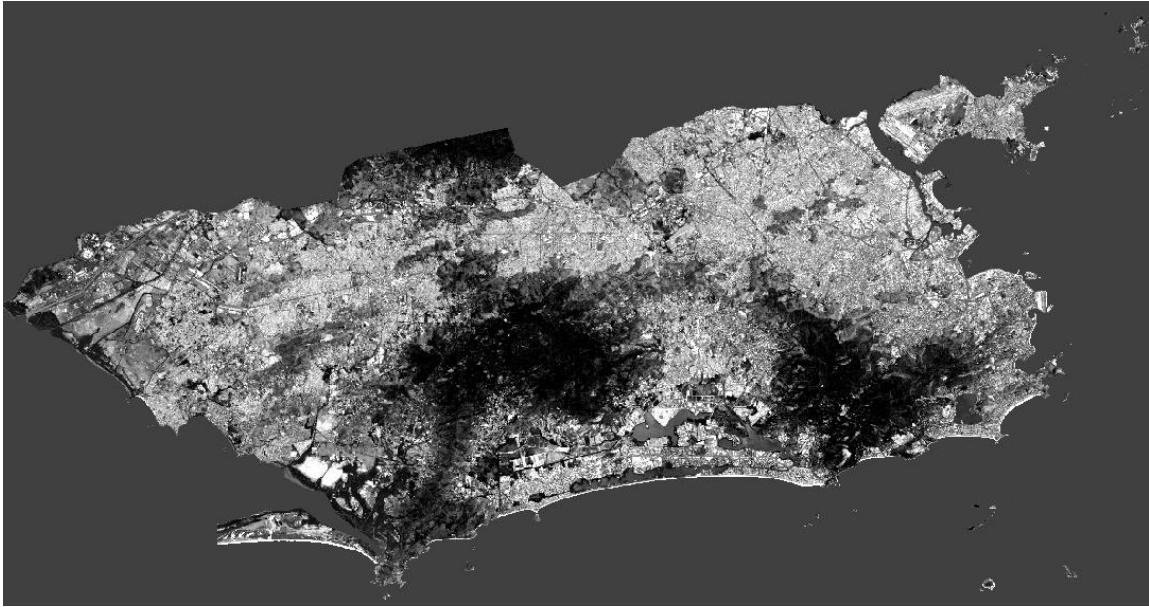


Figura 37: Resultados da transformação da banda 6.

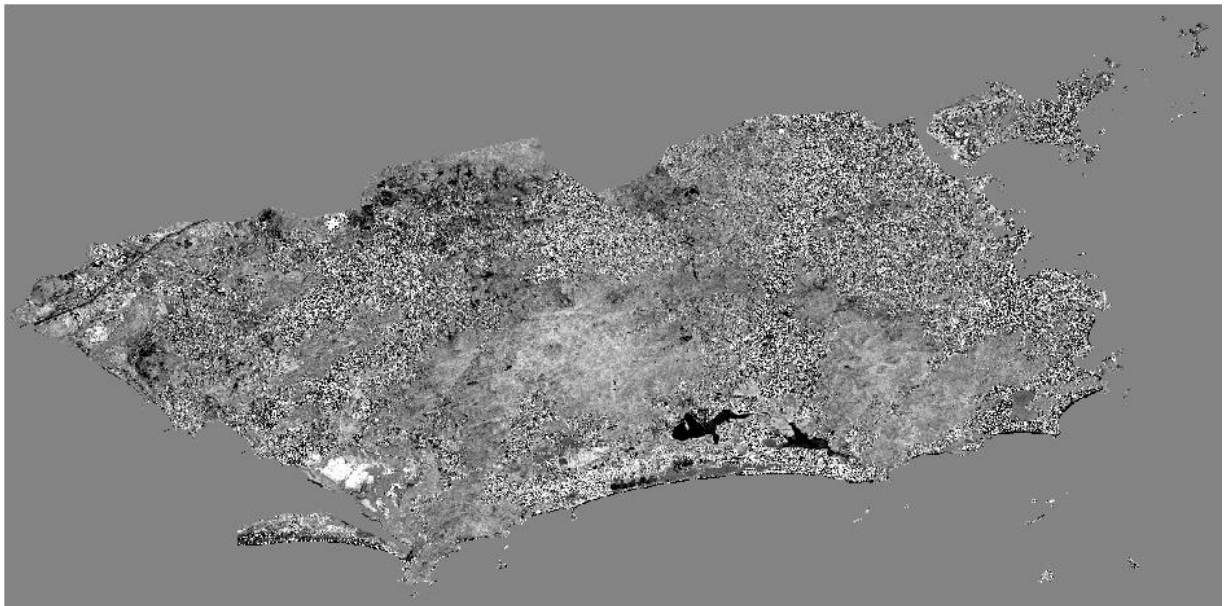


Figura 38: Conjunto de Bandas resultante do processamento **MNF** na Imagem Landsat **OLI**.

No gráfico resultante desse processo serão mostrados os autovalores ("eigenvalues") e as bandas **MNF** - transformadas, exibida de acordo com a lista de bandas disponíveis. Observa - se no gráfico abaixo, que os autovalores

("eigenvalues") das primeiras bandas apresentam baixo ruídos e as últimas bandas apresentam os ruídos mais elevados. (Gráfico 1)

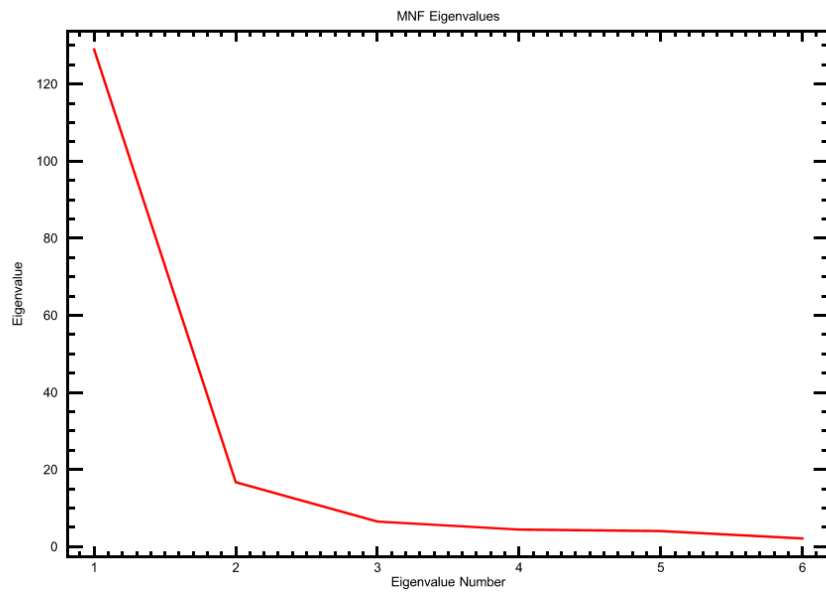


Gráfico 1: MNf EigenvaluePlot,

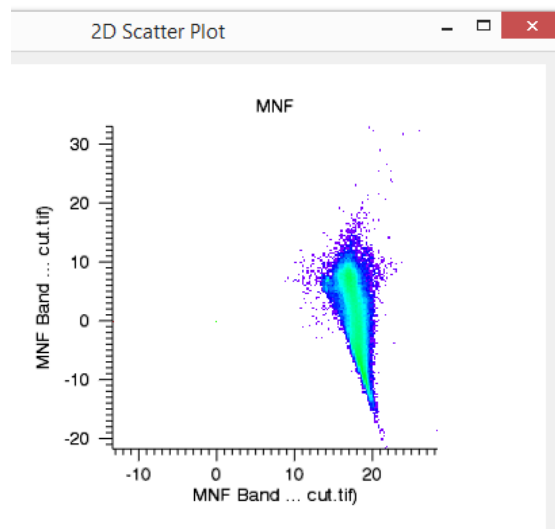


Figura 40: Scatterplots das Bandas **MNF** das Banda 1.vs. Banda 2.

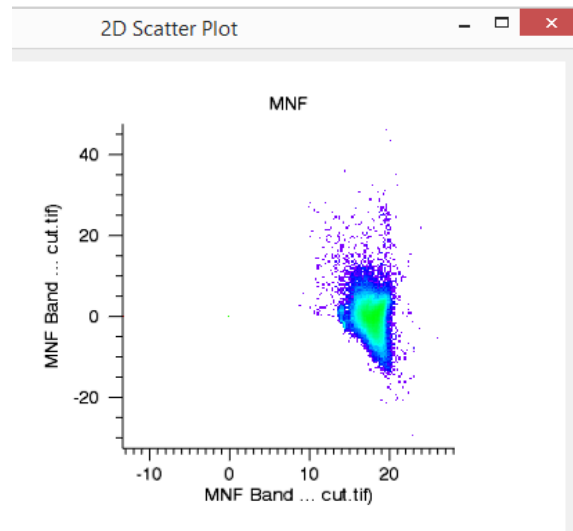


Figura 41: Scatterplots das Bandas **MNF** das Banda 1.vs. Banda 3.

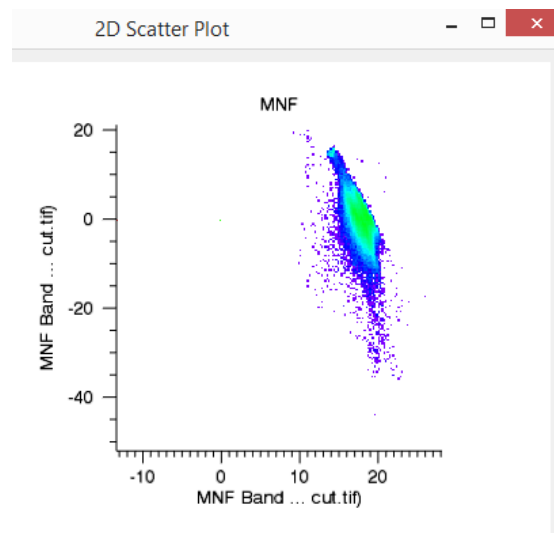


Figura 42: Scatterplots das Bandas **MNF** das Banda 1.vs. Banda 3.

As Figuras 39, 40 e 41, acima ilustradas, demonstram a dispersão dos dados gerados no **MNF** para diferentes bandas, uma contra a outra. Proporcionando uma ideia da distribuição espectral dos alvos. São de especial interesse os grupos separados fora da nuvem principal de dados. A partir de gráficos de dispersão o interprete pode destacar manualmente *endmembers* e identificá-los na imagem.

2. **PPI - Pixel Purity Index**

O **PPI** Índice de pureza do pixel utiliza da geometria convexa para encontrar os pixels mais espectralmente puros da imagem, sejam elas multiespectrais ou hiperespectrais. (Boardman & Kruse, 1994), dividindo a imagem em pixels puros e impuros (Boardman *et al*, 1995).

Os pixels puros em todas bandas são marcados e o número de vezes em que um pixel foi marcado como pixel puro, será registrado. Finalmente, uma imagem é calculada, na qual o valor de cinza de cada pixel se refere ao número, que foi marcado como pixel puro.

O resultado desse processo é uma imagem em que o número digital (**ND**) de cada pixel corresponde ao número de vezes que esse pixel foi registrado como puro. Demonstrando espacialmente os locais dos pixels puros através do brilho. O espectro mais puro, resultantes desse processo são tidos como melhores candidatos a *endmembers*, necessários para uma futura análise subpixel.

As imagens resultantes do processo do **MNF**, são utilizados como entrada para *n - Dimensional Visualizer*. No fluxograma abaixo observa - se o processo em que a imagem resultante do **MNF** passa até dar origem a uma nova Imagem e ao um histograma onde são ressaltados os pixels puros. (Figura 42)

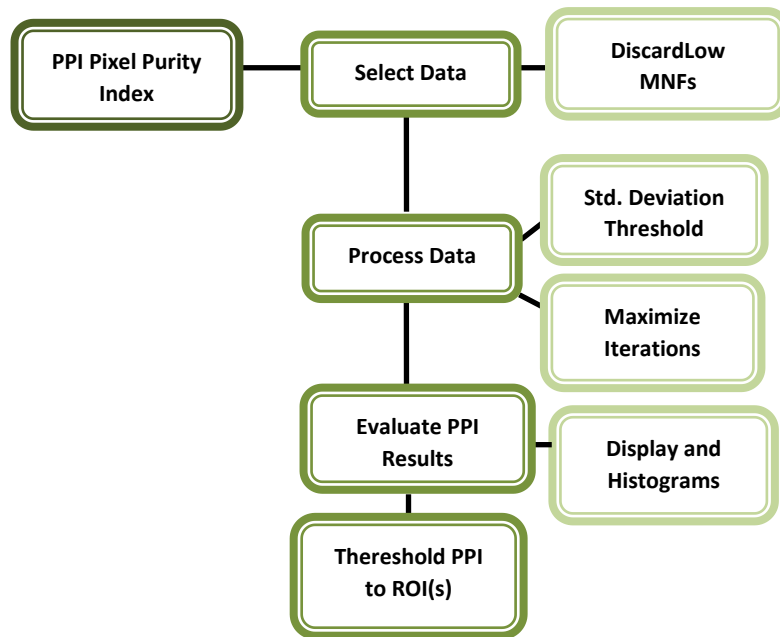


Figura 42: Fluxograma dos procedimentos PPI no software **ENVI**. Adaptado de (ENVI Classic Tutorial, 2014).

O processamento do **PPI** se dá de forma automatizada, mas requer a configuração de alguns parâmetros necessários no processo, são eles:

- **Number of Iterations** - O número de interações, diretamente relacionado a capacidade da ferramenta encontrar pixels puros. O número máximo de interações realizados pelo ferramenta, segundo o tutorial do software **ENVI 5**, é de 32.767 interações.
- **Iterations per Block** - A quantidade de vezes que o dado é plotado nas (n) interações. Segundo o tutorial do software **ENVI 5**, o valor padrão de 250 oferece desempenho razoável e não deve ser alterado.
- **Threshold Factor** - Introdução de um fator limite para a seleção de pixels puros. O limite, segundo o tutorial do software **ENVI 5**, deve ser de aproximadamente duas ou três vezes o nível de ruído do dado. Ainda segundo o tutorial do software **ENVI 5**, ao utilizar os dados **MNF**, o ruído é normalizado, portanto o valor de limiar de 2 ou 3 funcionaria bem. Já os limiares maiores seriam menos propensos a encontrar *endmembers* puros.

A imagem abaixo representada, Figura 43, ilustra os parâmetros inseridos no processamento e a imagem resultante do processo de **PPI**.

Number of iteration	•32.000
Iteration per Block	•250
Thereshold Factor	•3



Figura 43: Imagem resultante do processo de **PPI**.

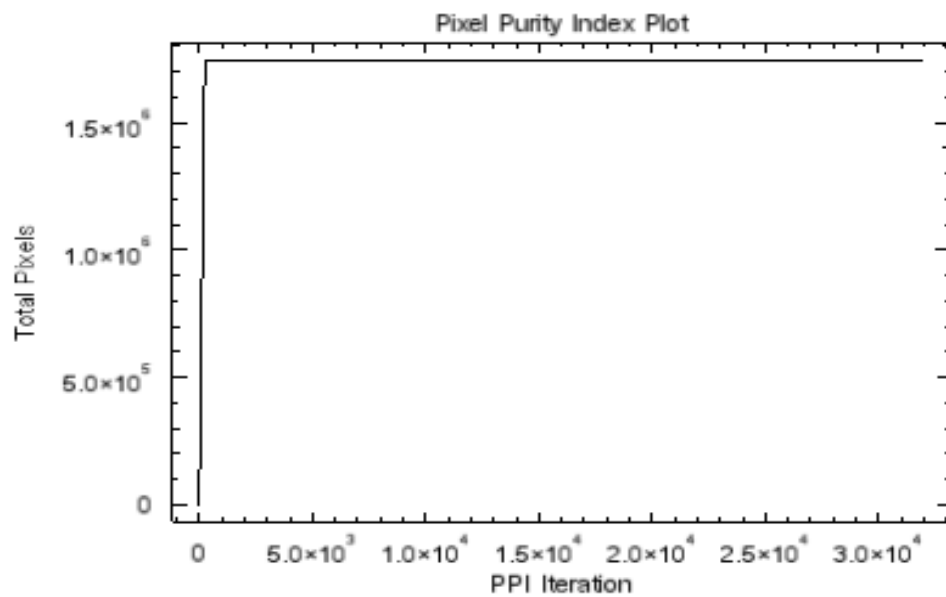


Gráfico 2: Resultante do **PPI**, demonstrando número de interações x quantidade de pixel da imagem.

Os pixels mais claros representam os pixels espectralmente mais puros e os pixels mais escuros são menos puros espectralmente.

Os valores apresentados na imagem indicam o número de vezes que cada pixel foi determinado como puro. Onde os valores mais altos indicam pixels que estão mais próximos "bordas" da nuvem de dados *n - Dimensional*, e são, portanto, relativamente mais pura que pixels com valores mais baixos. Vale ressaltar que pixels com valores zero não foram determinados como puros.

3. *n* - Dimensional Visualizer

O *n - Dimensional Visualizer* consiste em uma ferramenta interativa do software **ENVI**, que ao gerar uma nuvem de pontos em um espaço *n* - dimensional definido pelo resultado da transformação **MNF** dos componentes, permite que o usuário selecione *endmembers*. Uma vez definida as faixas para exibição, o usuário é capaz ver seus dados de vários ângulos, girando interativamente a nuvem de dados. Essa ferramenta permite a seleção de *endmembers*. A partir daqui pode-se interativamente seleccione *endmembers*, já que a partir dos diferentes ângulos gerados somos capazes de visualizar e destacar (em diferentes cores) os espectros distintos, que aparece como um *endmember*. Abaixo, ilustra-se na Figura 44, a nuvem de pixels no espaço *n* - dimensional.

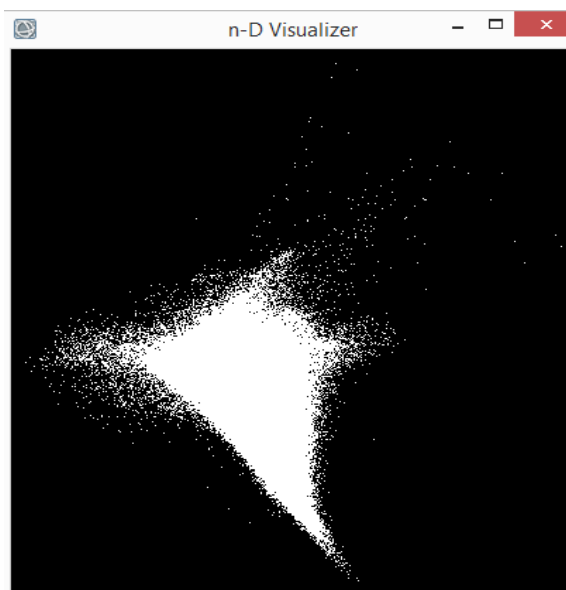


Figura 44: Nuvem de pixels no Espaço *n* - dimensional.

4. Coleta dos *EndMembers*

Etapa que consiste na seleção dos pixels para criação dos membros finais (*endmembers*) para as seguintes classes; Solo, Água / Sombra e Vegetação. Os gráficos demonstrativos das respostas espectrais das classes acima listadas podem ser observados nas Figuras 45, 46 e 47.

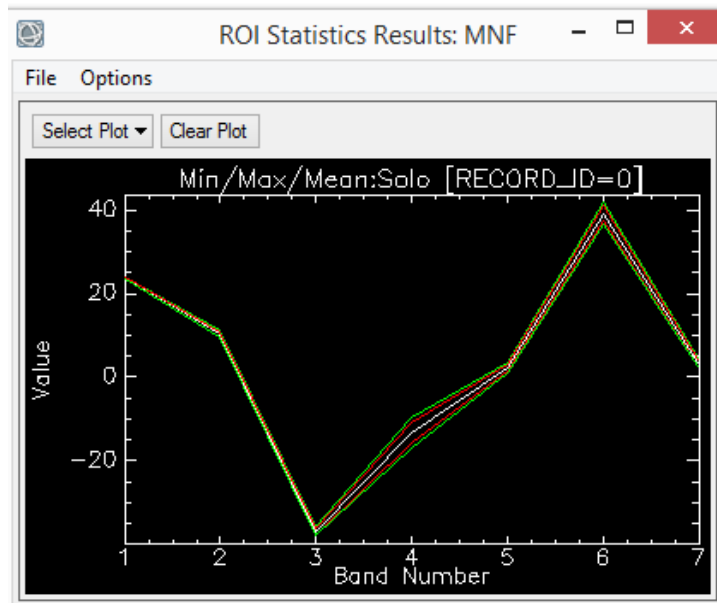


Figura 47: Gráfico com resposta espectral dos pixels puros para a classe solo.

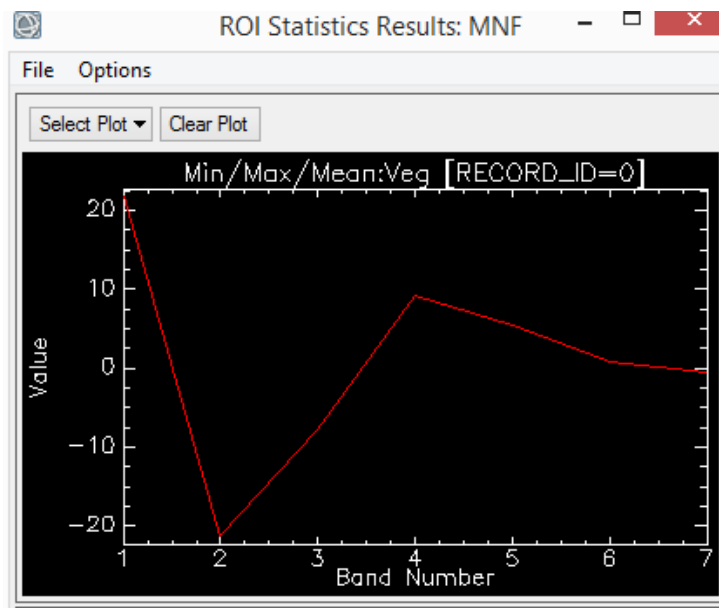


Figura 48: Gráfico com resposta espectral dos pixels puros para a classe vegetação.

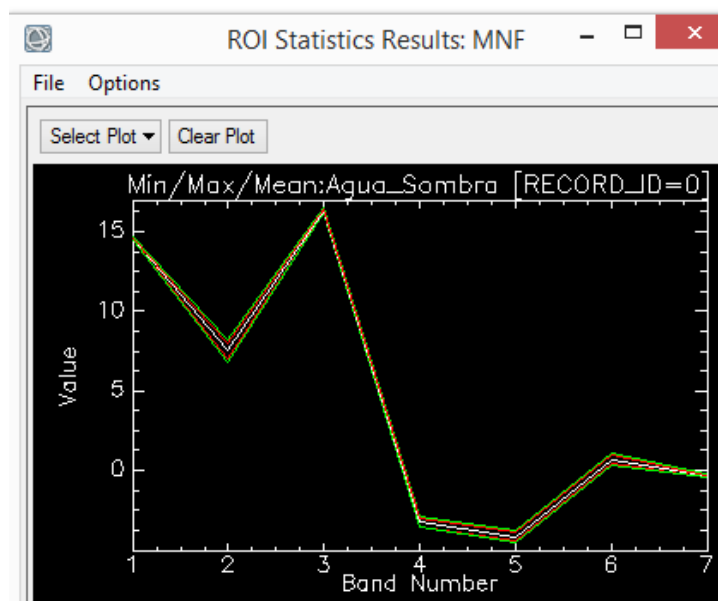


Figura 49: Gráfico com resposta espectral dos pixels puros para a classe solo água/sombra.

5. Modelo Linear de Mistura

Os sensores remotos medem a radiância espectral refletida ou emitida por alvos presentes na superfície terrestre. Já os pixels são responsáveis pelo registro dessa intensidade refletida ou emitida. No registro da superfície são encontrados, normalmente, diferentes objetos/alvos, denominamos essa resposta de mistura espectral. Conclui-se que a resposta espectral de um pixel é resultante da combinação de respostas espectrais dos componentes que constituem aquele pixel. A heterogeneidade das cenas resulta em um grande número de componentes na mistura, podendo variar a proporção de materiais específicos dentro do pixel para outro. (Ponzoni & Shimabukuro, 2012).

Para decompor linearmente as bandas espectrais das imagens, utilizou-se no software **ENVI5**, a ferramenta "*Linear Spectral Unmixing*", onde serão transferidos os arquivos espectrais criados anteriormente (*endmembers*).

Processada, a imagem Landsat gerou três imagens-fração, água/sombra, vegetação e solo. Abaixo, ilustra-se a composição da imagem fração solo, vegetação e água/sombra e as demais imagens frações separadamente. (Figuras 48 - 52)

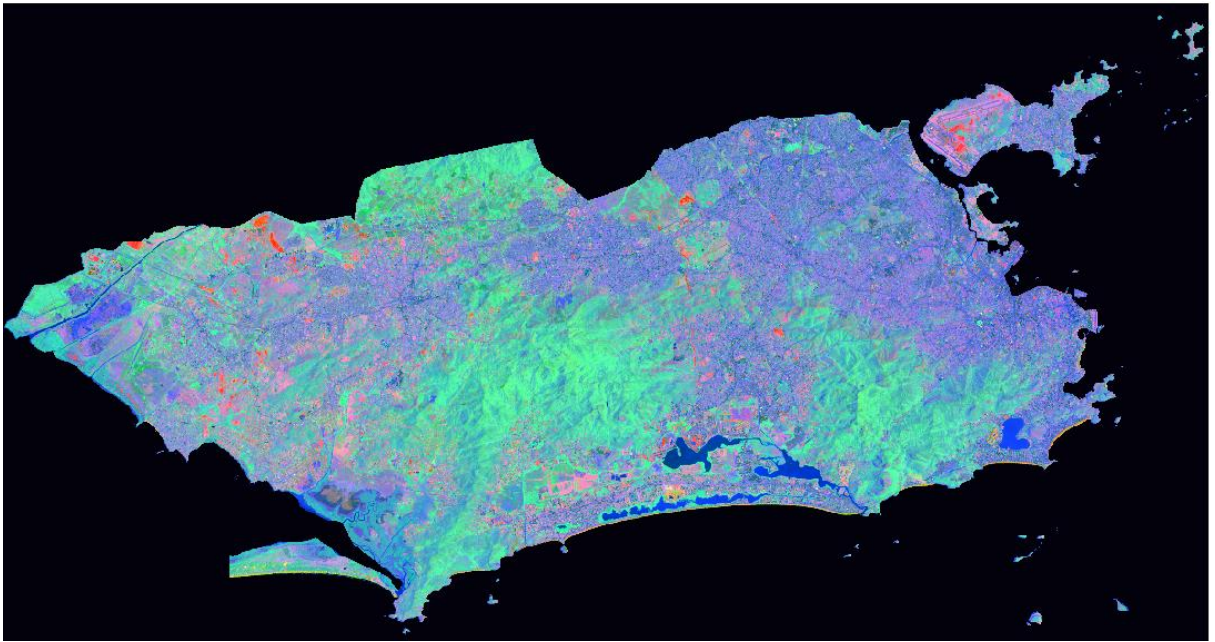


Figura 48: Composição - Imagem Fração Solo, Vegetação e Água ou Sombra no *stacking* de sete bandas do Landsat-8.

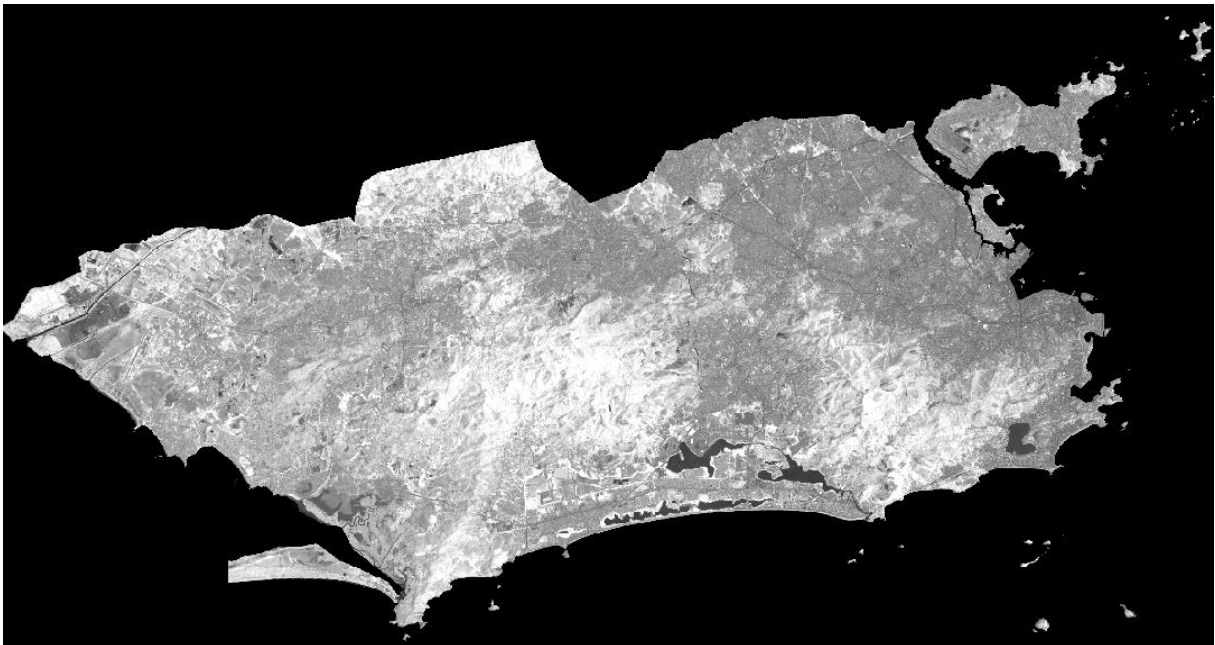


Figura 49: Imagem Fração Vegetação.



Figura 50: Imagem Fração Água/Sombra.



Figura 51: Imagem Fração Solo.

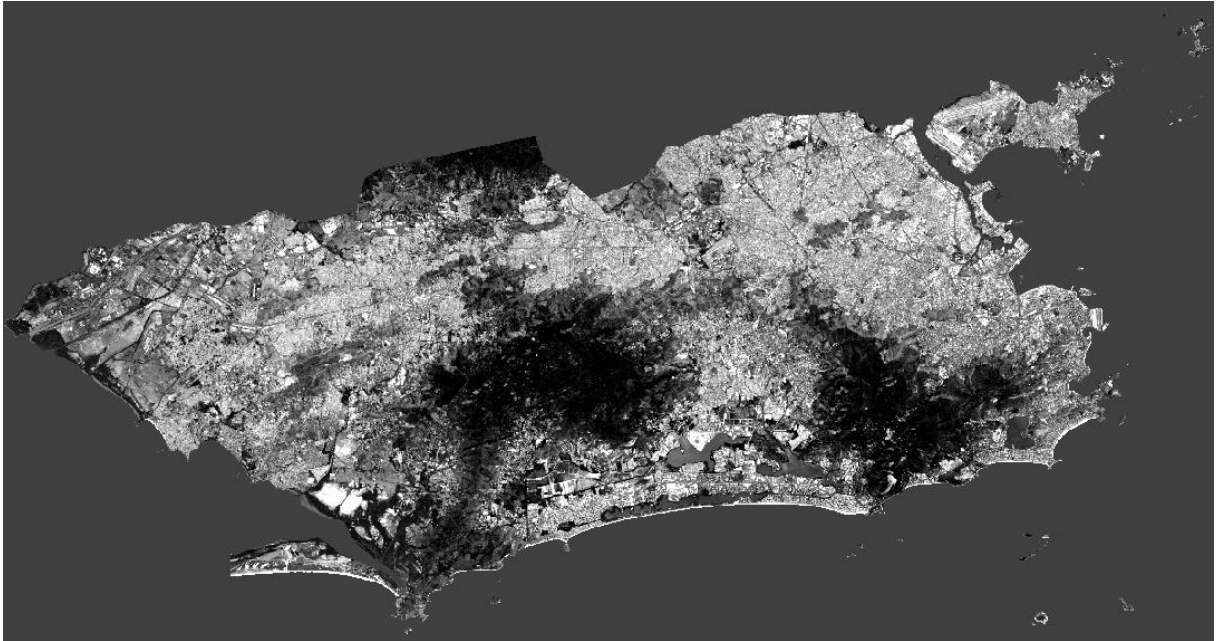


Figura 52: Imagem Erro.

O modelo transforma as informações espectrais em informações físicas (proporção de componentes no pixel). Onde a imagem-fração da água/sombra, realça as áreas ocupadas por corpos de água (rios, mares, lagos e áreas alagadas), além de sombra e áreas de queimadas, por possuírem respostas espectrais semelhantes, a imagem-fração da vegetação, realça as áreas com cobertura vegetal, seja ela gramínea arbórea ou arbustiva, a imagem-fração solo, realça as áreas de solo exposto e impermeável.

As imagens-fração de cada componente representam a sua classe em pixels mais claros, esses pixels irão representar, ao menos em tese, áreas de concentração dos componentes. Esse processo visa melhorar e facilitar a classificação de áreas verdes urbanas no Município do Rio de Janeiro.

Etapa IV - Análise do comportamento da Mistura Espectral

Após a geração Modelo Espectral de Mistura, surge a necessidade de analisar o comportamento do modelo diante das classes de vegetação previamente estipuladas (Herbáceo – vegetação de porte rasteiro e Arbóreo/Arbustivo – vegetação de grande porte de tamanhos variados), observados na Figura 53.

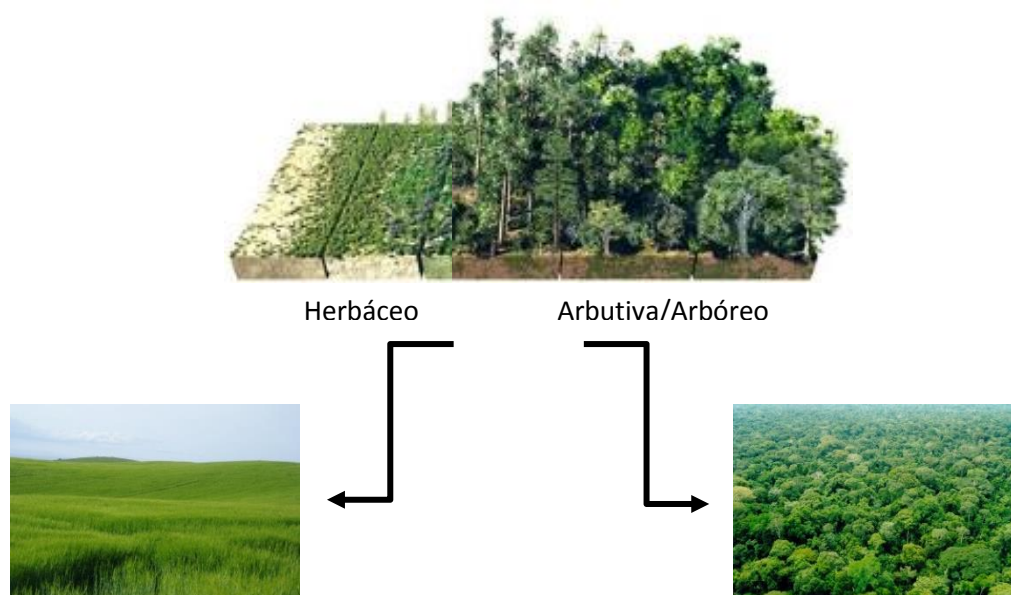


Figura 53: Classes de Vegetação, Herbácea e Arbustiva/Arbóreo.

Fonte: Adaptado de Sayo Studio. <http://sayostudio.com/nature-forest-ecology-art> (2016).

A proposta de avaliação do Modelo de Mistura, consiste na análise dos valores de área vegetada (Herbácea e Arbóreo/Arbustiva), gerados a partir do **MLME** e da classificação da imagem WorldView. Para tal análise, foi calculada a diferença entre os valores de área da imagem WorldView, tida como “**verdade de campo**” e o **MLME**.

Para isso, foram criados 60 polígonos de 6 x 6 pixels Landsat, que somam 180 m, para classe vegetacional (Herbácea e Arbóreo/Arbustivo). Totalizando uma área de 32.400² m. Já que cada pixel Landsat possui 900² m, conforme representado, respectivamente, na Figura 54 e 55.

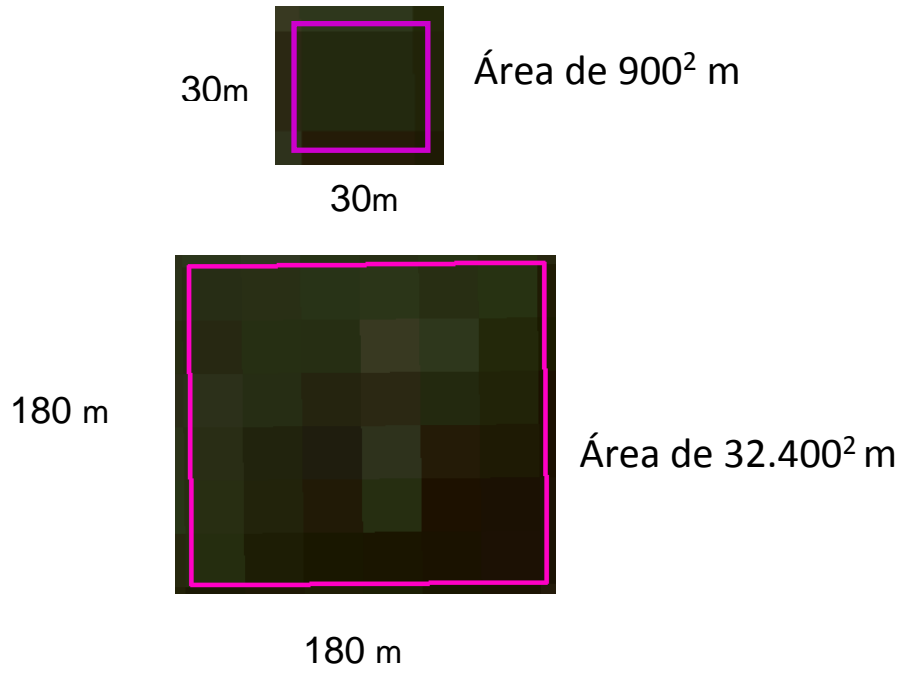


Figura 54: Polígono 180 m x 180 m gerado a partir da imagem Landsat.

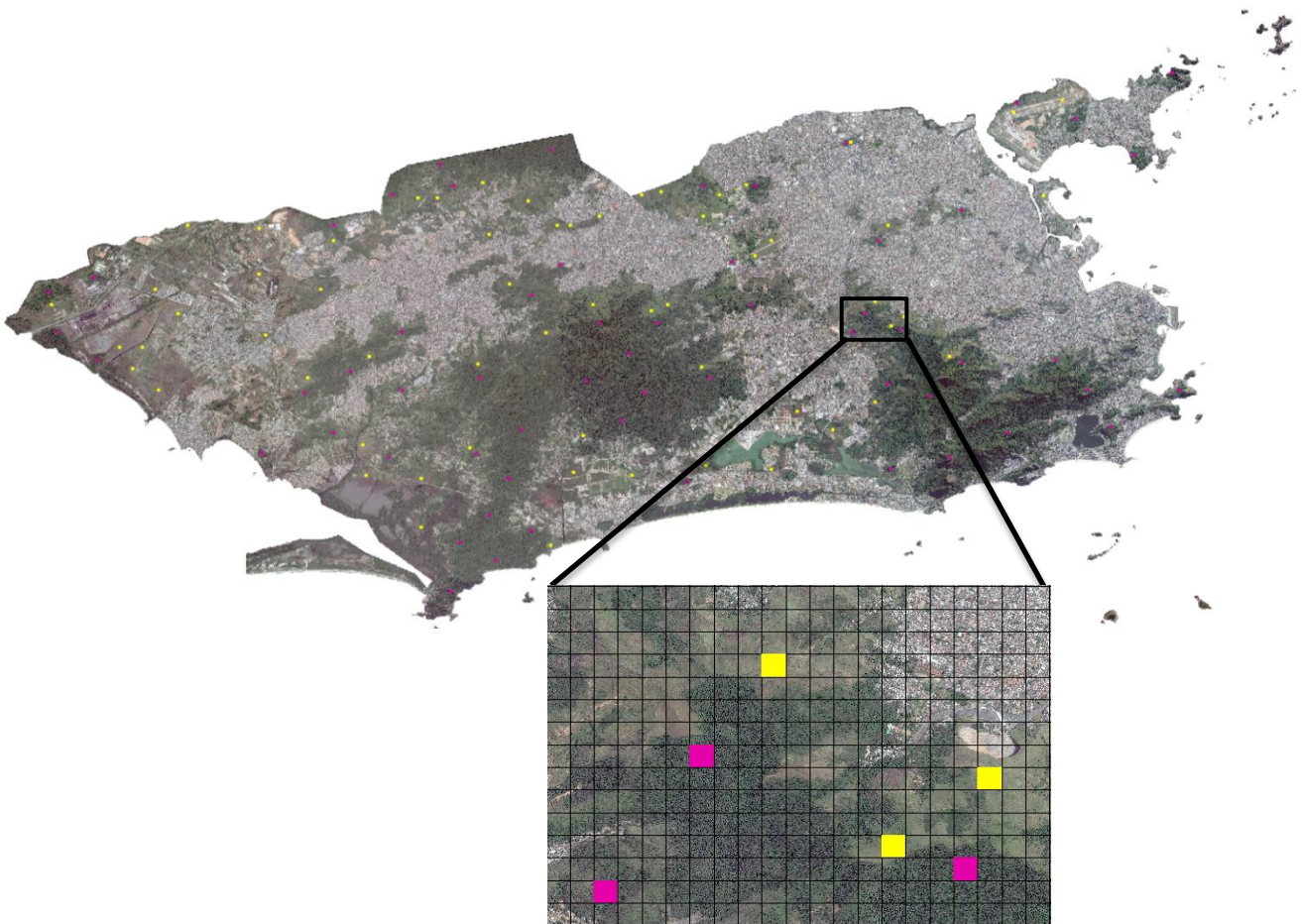


Figura 55: Distribuição dos 120 polígonos, 60 da classe Arbóreo/Arbustivo e 60 da classe Herbácea, com 32400 m² de área.

Por meio desses polígonos, são extraídos os valores do *raster* gerado no Modelo Linear de Mistura através da ferramenta *Zonal Statistic* do software **ArcGis 10.1**. Os valores de Mistura disponibilizados pelo software **ENVI 5.1**, estão em percentual, por isso se faz necessário multiplicar esses valores pelo valor de área correspondente. O mesmo processo é realizado na classificação gerada na imagem WorldView, já que utilizamos esse produto como base “*verdade de campo*”.

A análise do produto é feita através da média da diferença (desvio padrão) dos valores de área verde de cada polígono (Herbácea e Arbóreo/Arbustivo), de ambos os raster (**MLME** e a imagem WorldView). Para extração do valor de área do **MLME**, foi necessária a multiplicação pelo valor de área do sensor Landsat, utilizado para geração do modelo de mistura. (Figura 56)

Detalhamento do processo:

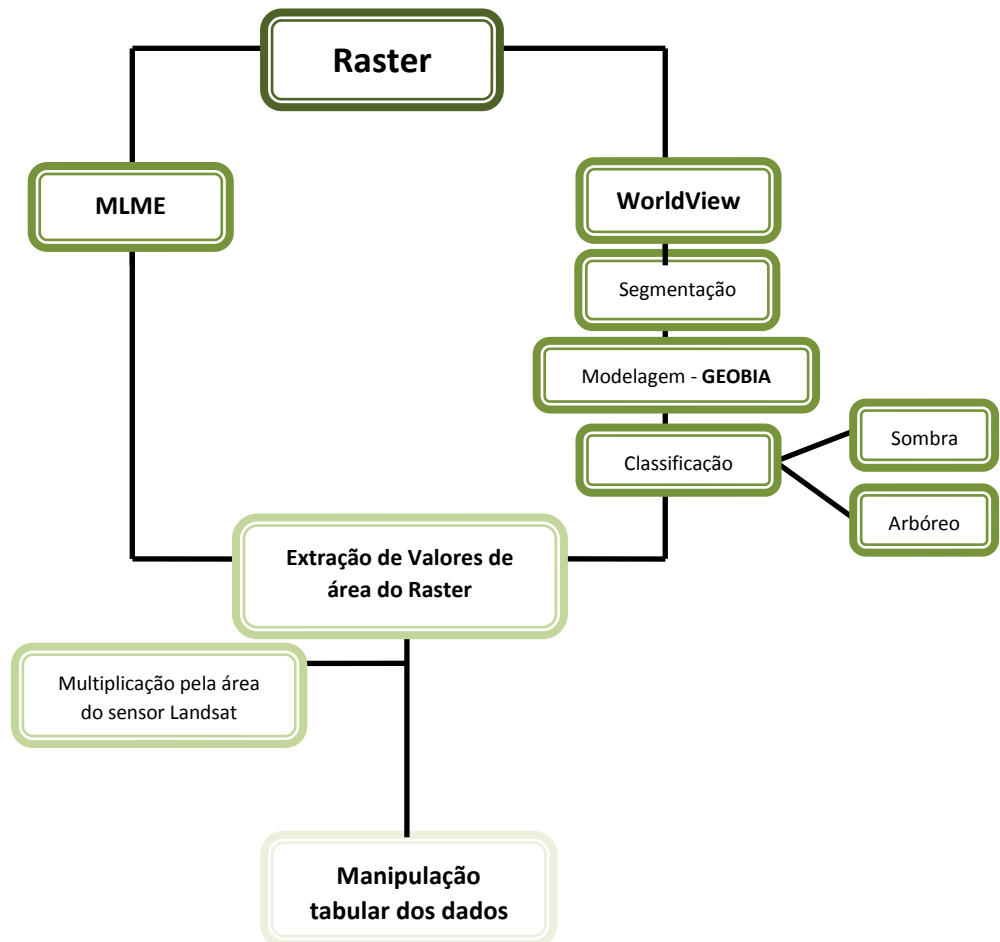


Figura 56: Fluxograma do processo de validação do **MLME** e de extração dos valores de área.

Primeiramente, foram extraídos os valores do raster gerado no **MLME**, utilizando a ferramenta *Zonal Statistic* do software **ArcGis 10.1**, com os valores disponibilizados em percentual se faz necessário multiplicar esses dados pelo valor de área correspondente, por ter se utilizado a imagem Landsat para geração do modelo, os valores de área da classe arbóreo foram transformados para valores compatíveis com uma imagem Landsat, ao multiplicarmos a área por 900. Já que cada pixel Landsat possui 900 m.

Para que fossem calculados os valores de área da classe arbóreo na imagem WorldView, houve a necessidade de gerar uma classificação da imagem, processo realizado no software eCognition.

Na classificação de imagens digitais através do método de baseado em Objeto ou **OBIA** (*Object Based Image Analysis*) e da modelagem do conhecimento. As etapas que sucedem o método, através da segmentação da imagem em áreas espectralmente homogêneas, realizado de forma heurística, objetivando a identificação dos fenômenos na superfície.

Nessa etapa, objetiva-se a identificação da classe arbóreo na imagem WorldView, já que utilizamos esse produto como base “*verdade de campo*”, com 0,5 m de resolução espacial.

Para uma melhor discriminação das classes desejadas, foi necessária a criação da classe sombra. Normalmente, no ambiente florestado, decorrentes das diversas alturas inerentes ao dossel das árvores e ao relevo acidentado da área de estudo, como observa - se respectivamente na Figura 57 e 58.

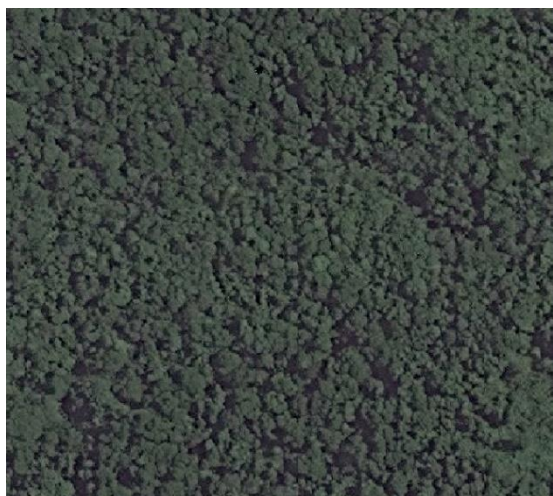


Figura 57: Sombreamento decorrente da diferença entre a altura do dossel das árvores.

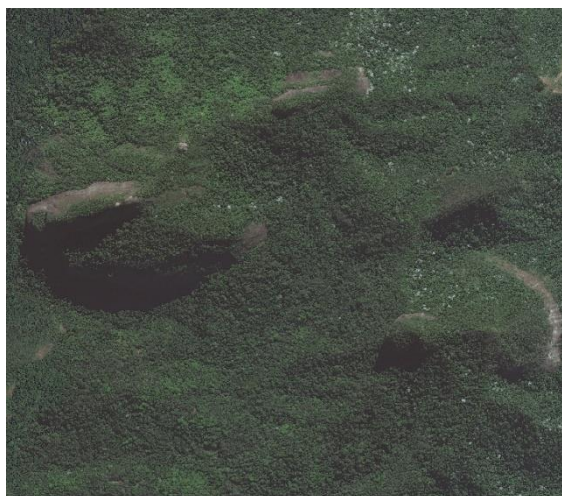


Figura 58: Sombreamento decorrente do relevo acidentado da área de estudo.

Após o processo de classificação, foram extraídos valores de área da imagem **WV** através da ferramenta *Zonal Statistic* do software **ArcGis 10.1**. Prosseguiu -se para a manipulação dos dados tabulares resultantes da ferramenta. Onde, o cálculo da diferença entre a Imagem **WV** e **MLME** viabilizou uma melhor percepção dos valores de área, principalmente ao analisarmos em níveis percentuais, conforme Tabela do (Anexo 1).

A partir dos valores de área da vegetação arbórea e da diferença entre as áreas, foram calculados os desvios padrões, onde foi encontrado uma média de 4567,3 para as 60 amostras selecionadas, equivalente a 13,9%.

O mesmo processo metodológico foi aplicado aos polígonos da classe herbácea. Primeiramente foram extraídos os valores do raster gerado no **MLME**, utilizando a ferramenta *Zonal Statistic*, posteriormente multiplicou -se os valores disponibilizados pelo valor de área correspondente, nesse caso por 900, já que cada pixel Landsat possui 900 m, como explicado anteriormente.

Na imagem WorldView, para extrair os valores de área da classe herbácea, como na classe arbórea, foi necessária a geração de uma classificação. A classe desejada, possui padrões heterogêneos (gramínea seca, gramínea saudável) dificultando sua discriminação. A separação interna das classes arbórea e herbácea foi um obstáculo no processamento. Já que as respostas espectrais das duas classes se misturavam em todas os descritores utilizados.

Atrela-se essa dificuldade o fato da imagem WorldView utilizada só possuir as três bandas do espectro do visível (**RGB**), onde a vegetação apresenta baixa reflectância do **REM**. Já que é na faixa do infravermelho próximo, onde a vegetação reflete mais energia e permite a sua discriminação dos demais alvos.

Várias técnicas foram utilizadas na tentativa de distinção entre as classes (herbácea e arbórea), dentre eles:

1. PCA - Principal Components Analysis

A análise dos componentes principais, consiste na transformação linear que reorganiza a variância de imagens multiespectrais e hiperespectrais. Com a finalidade de separar ruídos, e reduzir a dimensionalidade dos dados e eliminar

a sobreposição, além de ser comumente utilizada para produzir bandas de saída não correlacionadas, já que as bandas dos dados multiespectrais são altamente correlacionadas.

Dentre as transformadas de imagens existentes, o **PCA** é utilizado por ser um processo reconhecedor de padrões.

O algoritmo utilizado para essa transformação foi desenvolvido por John Richards em 1993, e definido como:

$$(Eq. IX) \mathbf{y} = \mathbf{G} \# \mathbf{x}$$

Onde:

y = o dado transformado (ou seja, o **PCA**),
 G = a matriz de transformação,
 x = os dados originais,
e $\#$ denota multiplicação de matrizes.

O algoritmo do **PCA** utilizado no **ENVI** é uma ligeira variação do derivado por Richards:

$$(Eq. X) \mathbf{y} = \mathbf{G} \# (\mathbf{x} - \text{média})$$

Onde, a média-correção produz um deslocamento de origem na imagem do **PCA** resultante tal que seu espectro médio é zero em cada banda. (**ENVI Classic Tutorial**, 2014)

Gerando um conjunto de imagens descorrelacionadas. No qual a primeira imagem **PC1**, possui as informações que são comuns a todos os conjuntos de dados. A segunda **PC2** contém as feições mais significativas do conjunto de dados e as imagens subsequentes conterão feições com grau de significância menor e maiores ruídos. Abaixo ilustra-se as imagens e gráfico resultante do processamento descrito. (Figura 59, 60, 61 e 62) e (Gráfico 3)

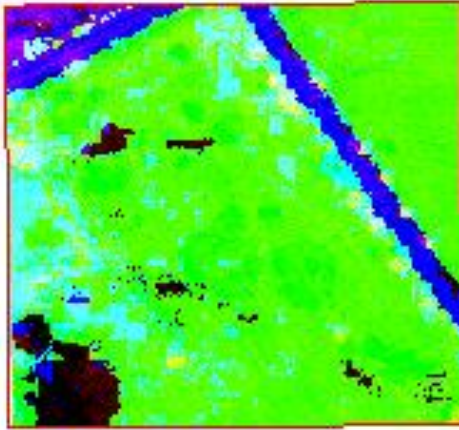


Figura 59: Conjunto de dados após a transformação linear – PCA.



Figura 60: PC1, com informações comuns a todos os conjuntos de dados.



Figura 61: PC2, apresenta as feições mais bem detalhadas do conjunto de dados, conseqüentemente menor ruído.

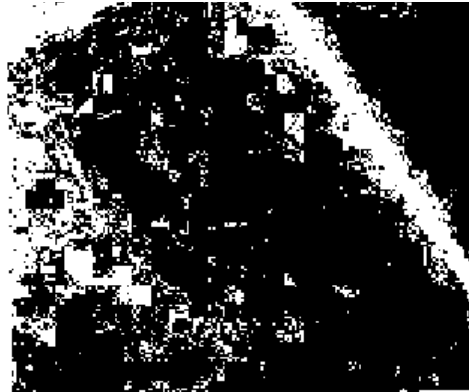


Figura 62: PC3, conjunto de dados com maior presença de ruído e menor detalhamento das feições.

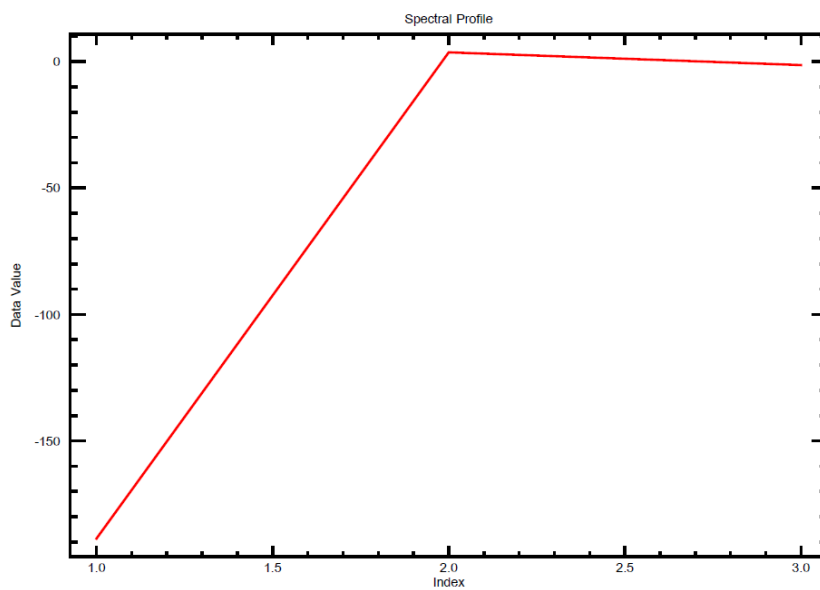


Gráfico 3: Resultante do PCA.

2. Transformação HSV

A técnica **HSV**, consiste na transformação do sistema de cor **RGB** em um outro sistema de cores.

Onde, a (**H**- Hue, **S**- Saturation, **V**- Value), que significam, respectivamente, matiz, saturação e brilho ou luminância. A matiz define os componentes de cores, ou sua posição; a saturação define o nível de “pureza” da cor, se há mistura com cores complementares; o brilho/luminância é definido pela quantidade de luz na mistura, onde a presença de luz torna a imagem mais clara e a sua ausência, retorna uma imagem preta.

O sistema de cores **HSV** possui como representação gráfica tridimensional, uma pirâmide hexagonal (hexacone), ou, uma pirâmide invertida de seis lados. Os diferentes matizes são representados na parte superior da pirâmide, a saturação é medida ao longo do eixo horizontal e a luminância é medida ao longo do eixo vertical, o qual passa pelo centro da pirâmide. Nessa base hexagonal cada vértice corresponde a uma das cores primárias **RGB** ou às cores primárias complementares **CMY**, conforme ilustração abaixo. (Figura 63).

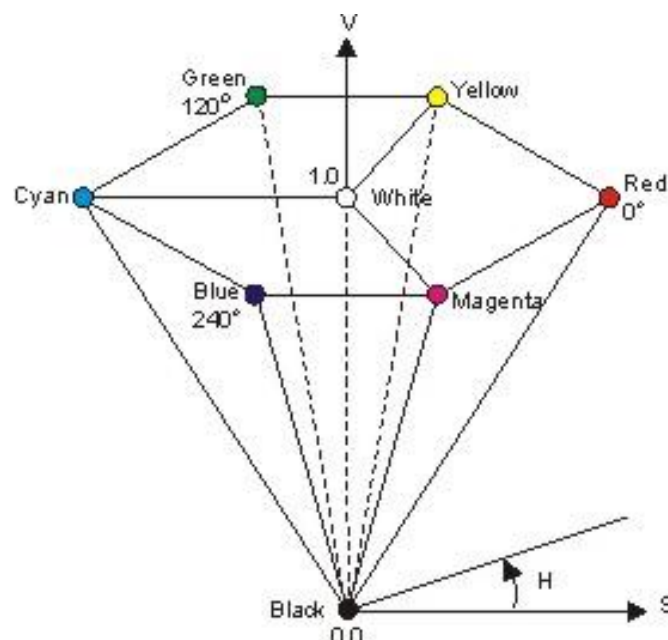


Figura 63: Representação do modelo de cores HSV.

Fonte: <http://www2.cs.uni-paderborn.de/cs/ag-domik-static/SIMBA/farbmodelle/images/hsv.gif> . Acessado em 20/01/2017.

O modelo de cores **HSV** baseia-se na percepção humana das cores e não nos valores computados do modelo **RGB**. A transformação **RGB-HSV** separada durante o processamento digital de imagens têm sido a informação acromática (valor) e cromática (matiz e saturação) de uma imagem **RGB**. Silva (2004)

Abaixo ilustra-se as imagens e gráfico resultante da transformação descrita. (Figuras 64, 65, 66 e 67) e (Gráfico 4).

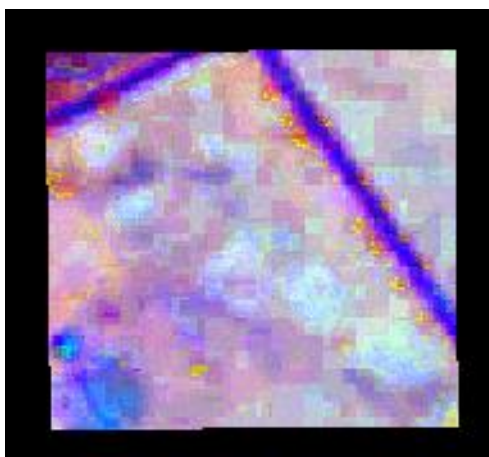


Figura 64: Conjunto de dados após a transformação do sistema de cores, **RGB** para **HSV**.



Figura 65: Imagem resultante da transformação **HSV**, representação do Hue - Matiz.

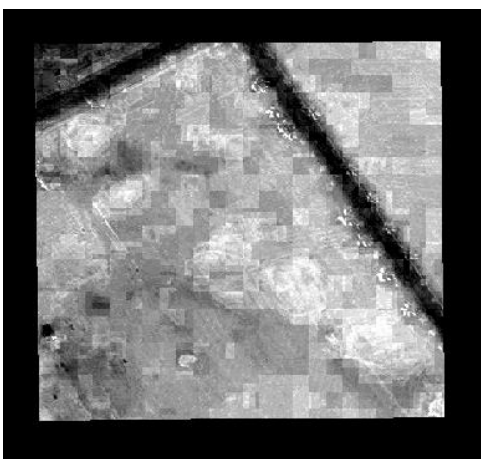


Figura 66: Imagem resultante da transformação **HSV**, representação do Saturation - Saturação.

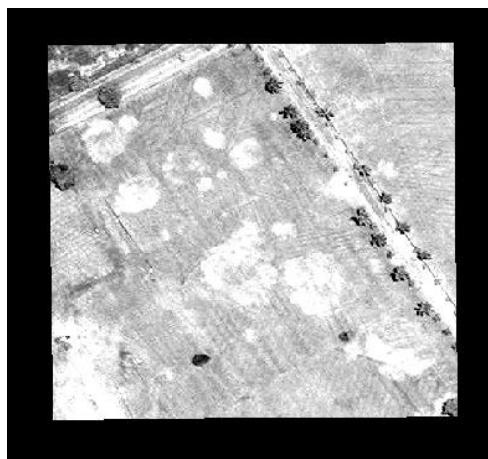


Figura 67: Imagem resultante da transformação **HSV**, representação do Value - Brilho.

A transformação **RGB - HSV** apresenta informações de cor e luminância mais decorrelacionadas que no modelo **RGB**, sendo mais adequado para segmentação baseada em cores. Demonstra algumas desvantagens, como o tempo de processamento, decorrente das transformações não lineares e uma

descontinuidade no canal de cor, tornando-o instável em regiões onde a saturação é baixa ou luminância é extrema (próxima do preto ou branco). Araújo (2008).

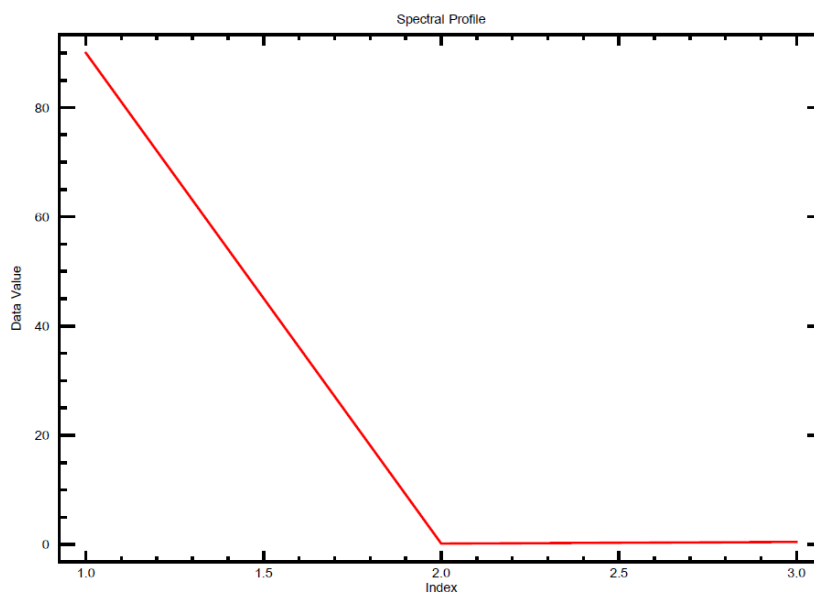


Gráfico 4: Resultante do HSV.

Os polígonos representativos das classes arbóreo e herbácea, foram criados na imagem Landsat. Porém, o detalhamento da imagem Landsat, com pixels de 30 m de resolução espacial (Figura 68), não permite a discriminação de alguns alvos, observados na figura, como vegetação arbórea isolada e uma pequena estrada de terra. A imagem WorldView, definida como “*verdade de campo*”, na qual foram realizados os processos de classificação para extração dos valores de área, apresentam 0,5 m de resolução espacial, e maior e melhor detalhamento dos alvos (Figura 69).

Os dois processos de transformação, acima descritos (**PCA** e **HSV**), foram executados com a propósito de separar a resposta espectral da vegetação herbácea e da vegetação arbórea na imagem WorldView, utilizando o recorte dos 60 polígonos previamente definidos como herbáceos na imagem Landsat. A Figura 70 e Figura 71, ilustram o processo de transformação, **PCA** e **HSV**, utilizado para separação das respostas espectrais das classes de vegetação arbóreo e herbácea, respectivamente.

No entanto, se revelaram ineficientes para objetivo proposto, diante da ausência de algumas bandas, principalmente as bandas do Infravermelho.

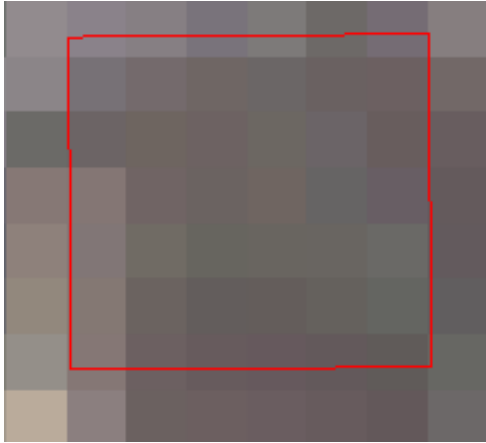


Figura 68: Recorte da Imagem Landsat com pixels de 30m de resolução espacial.



Figura 69: Recorte da Imagem Landsat com pixels de 0,5 m de resolução espacial.

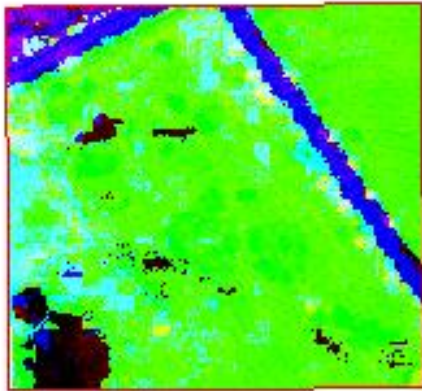


Figura 70: Conjunto de dados após a transformação linear – **PCA**.

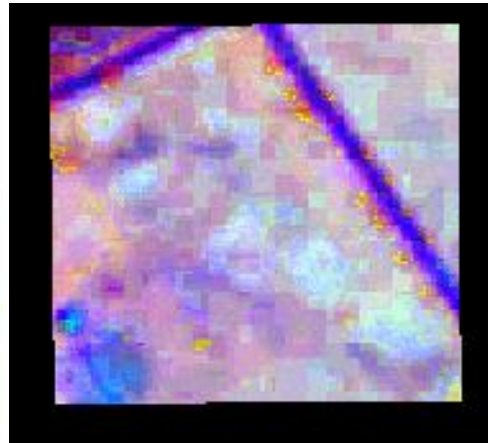


Figura 71: Conjunto de dados após a transformação do sistema de cores, **RGB** para **HSV**.

Etapa V- Classificação

Para essa etapa, que consiste na identificação das áreas verdes através do processo de classificação, foi necessário utilizar como dado de entrada a **IFvegetação** gerada no **MLME**, que realçam as áreas compostas por cobertura vegetais (Florestas, Arbustiva, Herbácea).

Primeiramente, definiu-se um parâmetro para a **IFvegetação**, onde apenas os pixels que continham mais de 30% de áreas verdes foram consideradas vegetação, através de uma análise holística dos dados.

A classificação foi gerada no software eCognition que possui como primeira etapa do processo de classificação a segmentação, que gera objetos de imagens nos quais o processo de classificação será executado.

Para gerar uma classificação que exprima a realidade extraída no **MLME**, foi utilizado o algoritmo de segmentação *chess board*, que consiste em uma segmentação simples, que divide a imagem em objetos quadrados com tamanho previamente definido pelo usuário, sem seleção de amostras para treinamento. No qual utilizou-se como *object size* o valor 30, para padronizar o pixel do raster gerado na classificação com os do **MLME**. (Figura 72)

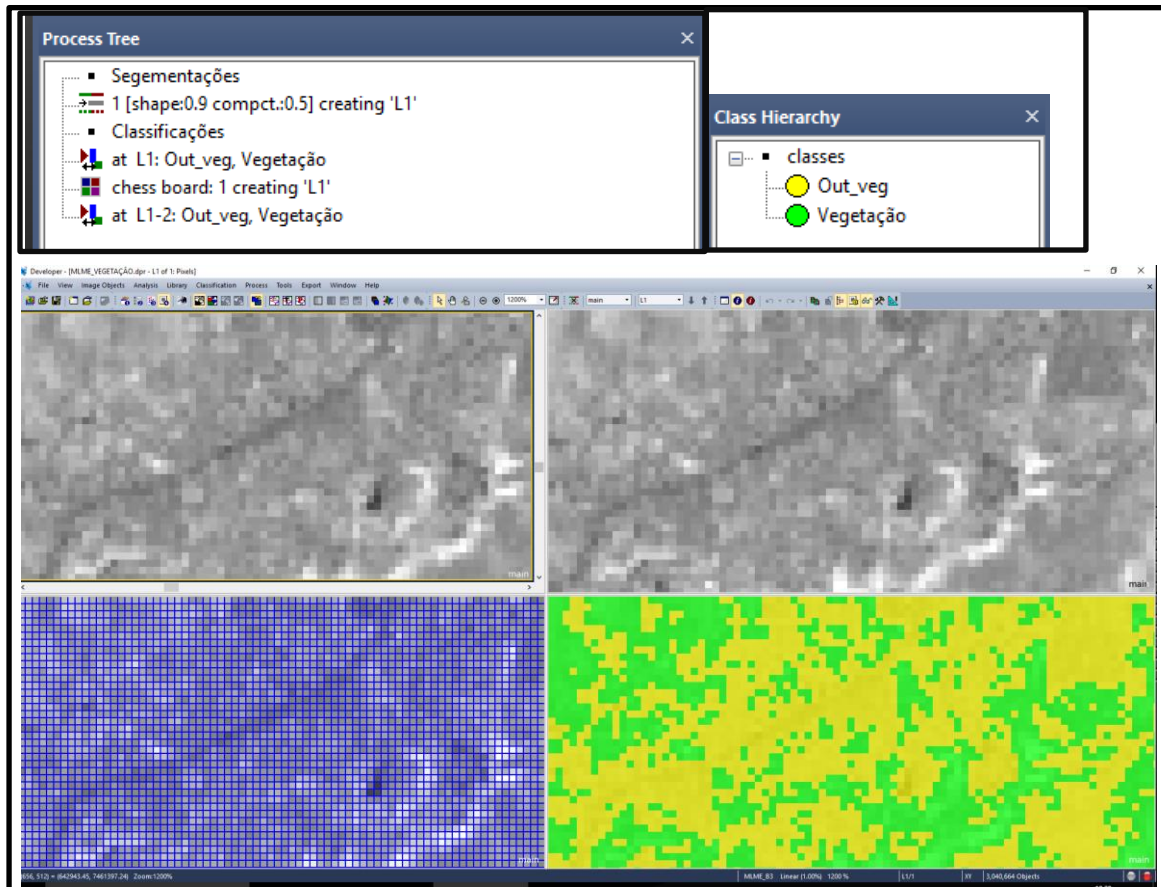


Figura 72: Processo de segmentação *chess board* e a classificação resultante.

Na Figura 73, observa-se a o mapeamento de áreas verdes resultante da classificação acima descrita.

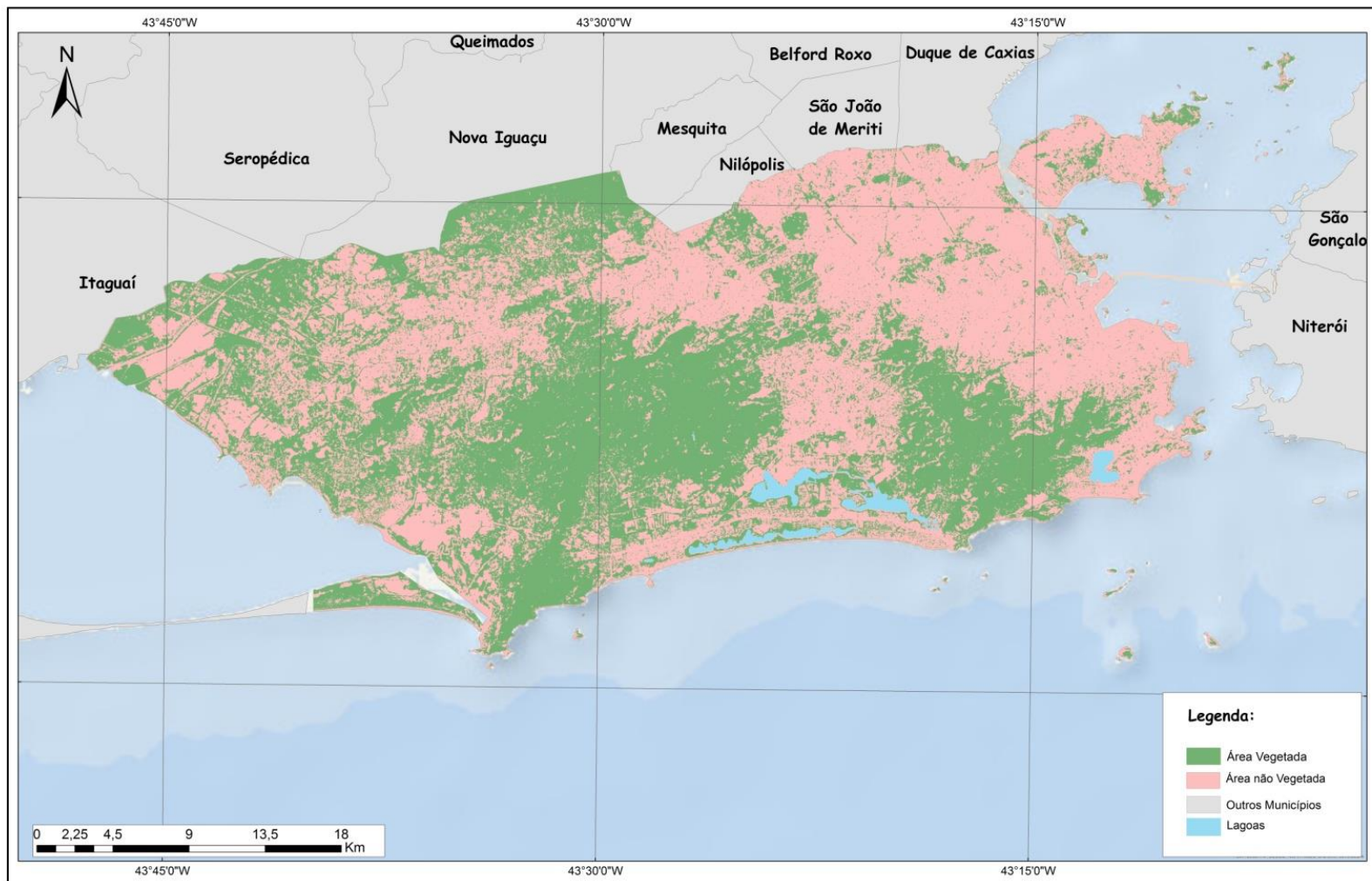


Figura 73: Mapeamento de áreas verdes, resultado do MLME.

Etapa VI - Quantificação e Qualificação dos Fragmentos e Cálculo dos índices e percentual de cobertura vegetal e análises

Com o produto da classificação foi realizada a quantificação e a qualificação das áreas verdes urbanas do Município do Rio de Janeiro. Onde a quantificação é realizada através do percentual geral total de áreas verdes por bairro/AP. Já a qualificação, consiste na elaboração de uma legenda segundo situação e/ou tipo da cobertura vegetal. A última etapa, consiste na aplicação dos cálculos de índices de áreas verdes urbanas e de cobertura vegetal.

Para calcular o índice de áreas verdes da cidade do Rio de Janeiro, utiliza-se do somatório das áreas totais com todos os fragmentos de vegetação (incluindo praças), expresso em metro quadrado, dividido pelo número de habitantes da área urbana (bairros, **AP's**). As áreas dos canteiros sem arborização não foram consideradas devido a limitação da imagem na identificação desses fragmentos (1) e (2). Foram utilizadas as seguintes fórmulas:

(1) Índice de área verde para o município (total):

$$(Eq. XI) \quad IAVT = \frac{\sum \text{área verdes (m}^2\text{)}}{\text{população do município (hab.)}}$$

(2) Índice de área verde para os bairros:

$$(Eq. XII) \quad IAVB = \frac{\sum \text{áreas verdes no bairro (m}^2\text{)}}{\text{população do bairro (hab.)}}$$

O Percentual de Cobertura Vegetal significa a proporção de área urbana coberta por vegetação (original ou implantada), abrangendo espaços públicos e privados. Nesse caso, foi utilizada a seguinte fórmula para o cálculo por bairro:

(3) Percentual de cobertura vegetal para os bairros:

$$(Eq. XIII) \quad ICV - B = \frac{\sum \text{área verdes no bairro (m}^2\text{)}}{\text{área do bairro (m}^2\text{)}} * 100$$

Os cálculos desses índices viabilizam uma melhor análise das regiões, evidenciando as maiores e menores concentrações de áreas verdes.

O município do Rio de Janeiro possui, segundo a última pesquisa censitária, 6,32 milhões de habitantes e uma extensão territorial de aproximadamente 1.197 km². Onde, 0,568 km² foram mapeadas como áreas verdes na classificação. Ao aplicarmos o cálculo do índice no município, o Rio de Janeiro apresenta índices de área verde total de 90,4 m²/hab e 47,49% de percentuais de cobertura vegetal.

Ao propormos o **IAV** e **PCV** por área de planejamento, foram observados os seguintes resultados (Tabela 4 e 5):

Tabela 4: IAV por Área de Planejamento do Município do Rio de Janeiro.

Área de Planejamento - AP	IAV
AP - 1	18,424 m ² /hab.
AP - 2	53,602 m ² /hab.
AP - 3	13,859 m ² /hab.
AP - 4	190,89 m ² /hab.
AP - 5	180,1 m ² /hab.

Tabela 5: PCV por Área de Planejamento AP do Município do Rio de Janeiro.

Área de Planejamento - AP	PCV
AP - 1	15,9%
AP - 2	53,8%
AP - 3	16,3%
AP - 4	59,1%
AP - 5	53,5%

Como proposto, também foram calculados **IAV** e **PCV** por bairros, onde os valores podem ser observados no Anexo 5 e 6.

V. RESULTADOS

O **MLME** demonstrou sensibilidade na identificação de áreas verde urbanas e intra urbanas.

No entanto deve-se salientar que o mapeamento apresentou desvio padrão de 13,9%, quando comparado com a classificação realizada na imagem WorldView, tida como "*verdade de campo*", que possui pixels 3.600 vezes menores que a imagem Landsat utilizada como base para geração do Modelo de Mistura e identificação das áreas verdes.

Durante o processo de geração do **MLME**, optou-se pela seleção de amostras de áreas verdes que representassem a vegetação arbórea, já que a pesquisa se propõe analisar a distribuição espacial das áreas verdes urbanas, e a identificação de classes de vegetação herbácea no meio intraurbano seria dificultado pela escala.

Quanto a análise das áreas verdes por Área de Planejamento – **AP**, segundo recomendado pela Organização Mundial de Saúde (**OMS**), o índice de Área Verde por Habitante deve ser de no mínimo 12 m²/habitante em áreas urbanas, já a Sociedade Brasileira de Arborização Urbana (**SBAU**) recomenda 15 m²/habitante, em áreas urbanas. Embora o município esteja "dentro da meta" desejada, grandes discrepâncias entre as várias regiões da cidade podem ser observadas ao analisar os dados por **AP's** ou Bairros. E principalmente ao diferenciarmos os tipos de áreas verdes. (Tabela 6)

Definiu-se então distinções entre as áreas verdes urbana. Optou-se por defini-las como vegetação verde urbana, verde de praças e jardim (com função estética e de lazer e de uso coletivo) e o verde de Áreas de Proteção Integrada (com função ecológica de proteção e de preservação).

Para o processo de diferenciação de tipo e uso das áreas verdes, tanto de praças e jardins, como as de Áreas de Proteção Integrada, foram utilizadas bases cartográficas disponibilizadas pelo **IPP**, para sua delimitação. As áreas verdes não inseridas nos limites de **API** e de Praças e Jardins foram classificadas como áreas verdes urbanas.

Tabela 6: Cálculos de m² de área verde total, de praças e de área de proteção por **AP's** e o Índice de área verde.

Área de Planejamento - AP	Área Verde (m ²)	Área verde - Lazer (m ²)	Área verde - API (m ²)	IAV - AP (m ² /hab.)	PCV - AP (%)
AP - 1	5.490.000	33.171,6	1.336.758,1	18,4	15,9
AP - 2	54.093.600	1.027.096,5	24.387.821,6	53,6	53,8
AP - 3	33.249.600	487.187,7	848.171,6	13,8	16,3
AP - 4	173.588.400	2.373.222,9	78.500.890,3	190,9	59,1
AP - 5	305.359.500	1.510.728,8	58.745.549,7	180,1	53,5

Observa-se que todas as áreas de planejamento se enquadram no **IAV** desejáveis pela **OMS**. Apenas de observamos grandes discrepâncias de valores. Onde, a **AP-3**, como imaginado, apresenta os menores índices e a **AP-4** e **5** os maiores índices.

Após os cálculos dos índices, foram produzidos mapeamentos de área vegetada por **AP** e gráficos com percentuais de área verde por bairro das **AP's**.

Ainda na Tabela 6, acima representada, observa-se a comparação entre as áreas verdes total (m²) por **AP's** e as áreas verdes com função de lazer, e áreas verdes de Área Protegida com seus respectivos índices de área verde (m²/hab.) e percentuais de cobertura vegetal.

Observa-se, que os maiores índices foram encontrados em **AP's** e bairros que contém em seus limites administrativos Áreas de Proteção, principalmente integral. Assim como, os menores índices foram encontrados em áreas que possuem um processo de urbanização consolidado, mesmo que desordenado em alguns casos.

Os menores valores de cobertura vegetal foram encontrados em na **AP-1**, área central do município, de urbanização consolidada e largas vias e avenidas, onde bairros de Santo Cristo e Cidade Nova, apresentaram os menores percentuais e contemplam nos seus limites parte da região portuária e terminais rodoviário (municipal e intermundial). Os bairros com menores percentuais de cobertura vegetal na **AP-2**, são Praça da Bandeira e Maracanã, se assemelha a área central, apresenta urbanização consolidada e dispõem de muitas vias e avenidas.

Já na **AP-3**, os bairros com menores percentuais são os da Vila da Penha e Higienópolis, apresentam urbanização consolidada e pouca vegetação intraurbana.

A **AP-4**, apresenta o maior percentual de cobertura vegetal, mas os bairros Cidade de Deus e Gardênia Azul, dispõem dos menores percentuais da **AP**, com urbanização consolidada e áreas de favelização e pouca vegetação intraurbana. Na **AP-5**, destacam-se os bairros, Padre Miguel e Magalhães Bastos, que apresentam os menores percentuais de cobertura vegetal, se enquadra na mesmo perfil da **AP-4**, com urbanização consolidada, áreas de favelização e pouca vegetação intraurbana.

Área de Planejamento - 1

Formada por 16 bairros e 6 Regiões Administrativas, a **AP** possui 297.976 habitantes e apresenta índices de área verde bastante abaixo do desejado em 11 dos bairros, que juntos somam apenas 11% da cobertura vegetal da **AP - 1**. Já os bairros de São Cristóvão, Caju, Rio Comprido, Santa Teresa e Paquetá se enquadram no índice definido. Onde Paquetá e Santa Teresa, destoam dos outros bairros, apresentando índices de área verde acima de 50 m²/habitantes, e percentuais de cobertura vegetal de próximo do 50%. Sendo que, 13 bairros apresentam percentuais de cobertura vegetal abaixo dos 10%. (Gráfico 5)

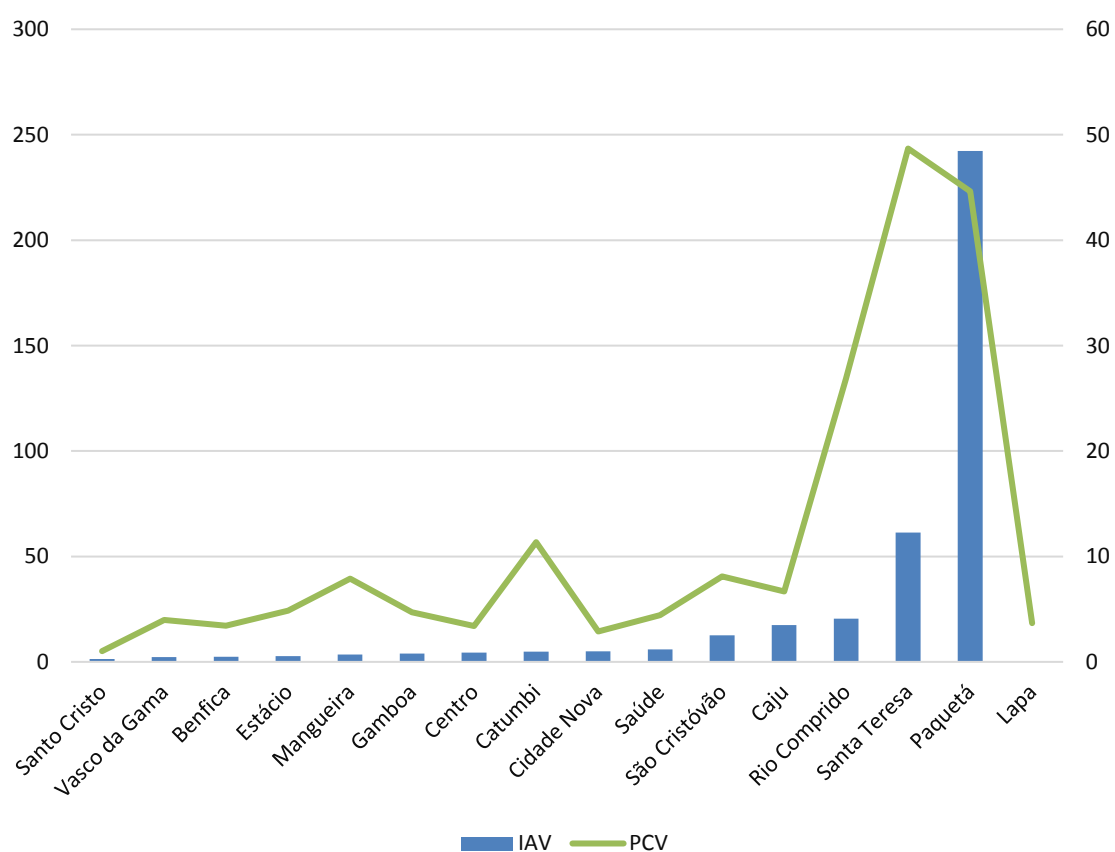


Gráfico 5: IAV e PCV por Bairros da AP - 1.

A **AP-1**, engloba a região central do Rio de Janeiro, área urbanizada que contempla em sua estrutura física grandes vias e avenidas, além do centro empresarial da cidade. Apesar de apresentar a menor m² de área verde do município e solo impermeabilizado, possui índices considerados satisfatório, 18,4 m²/hab., já que possui o menor contingente populacional do município. (Figura 74)

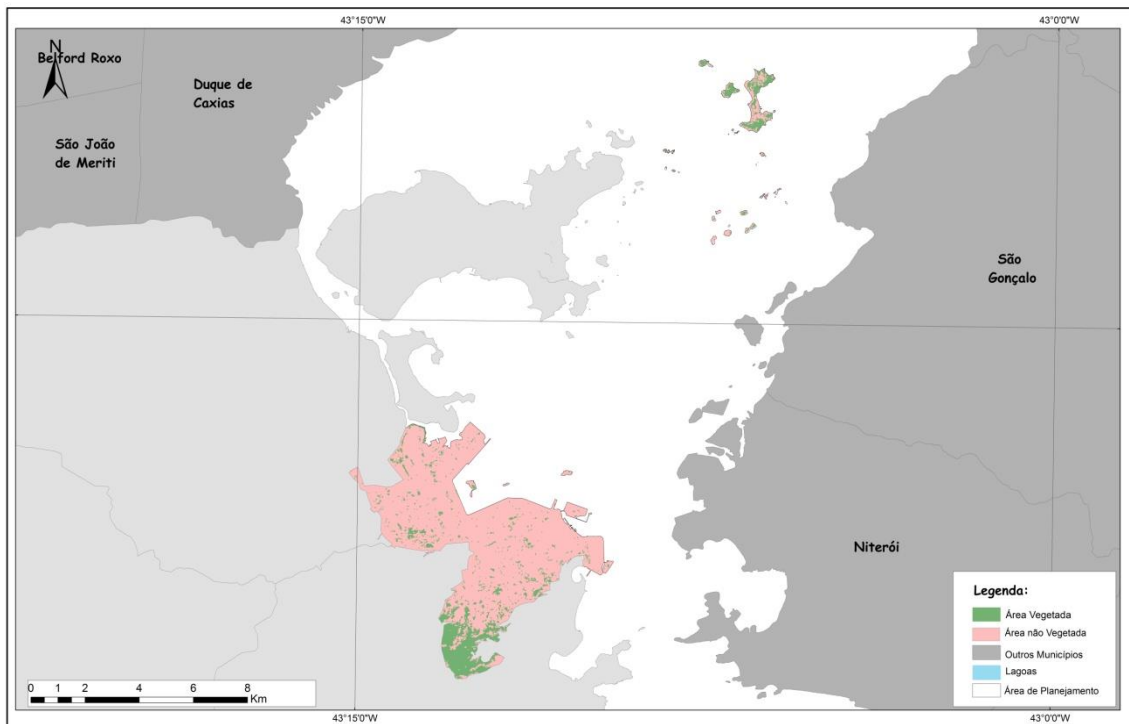


Figura 74: Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 1.



Gráfico 6: Índice de Área Verde – IAV da AP-1.

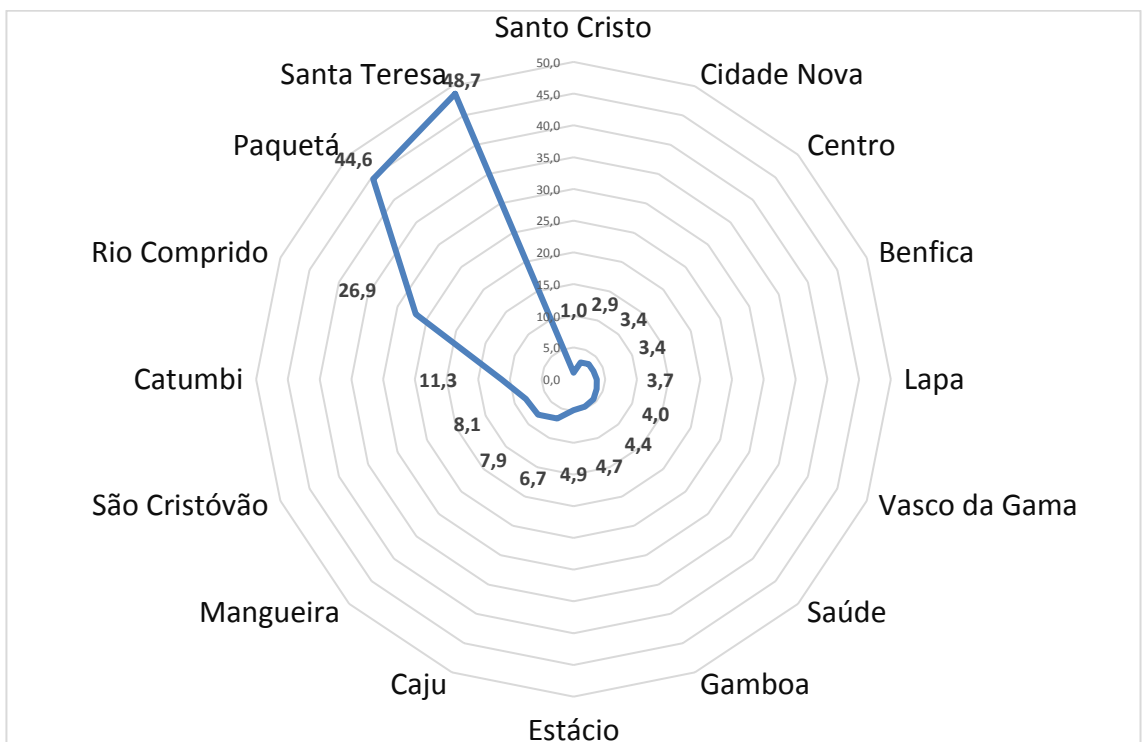


Gráfico 7: Percentual de Cobertura Florestal – PCF da AP-1.

Área de Planejamento - 2

A Área de Planejamento 2 é constituída por 25 bairros, distribuídos por 6 Regiões Administrativas e possui 1.009.170 habitantes. Onde, 17 dos 25 bairros apresentam **IAV** considerados minimamente desejáveis pela **OMS**. Destacam-se 8 bairros que apresentam índices de área verde acima de 72 m²/hab, são eles; respectivamente, Cosme Velho, Urca, Vidigal, Grajaú, Jardim Botânico, Gávea, São Conrado e Alto da Boa Vista. (Gráfico 8)

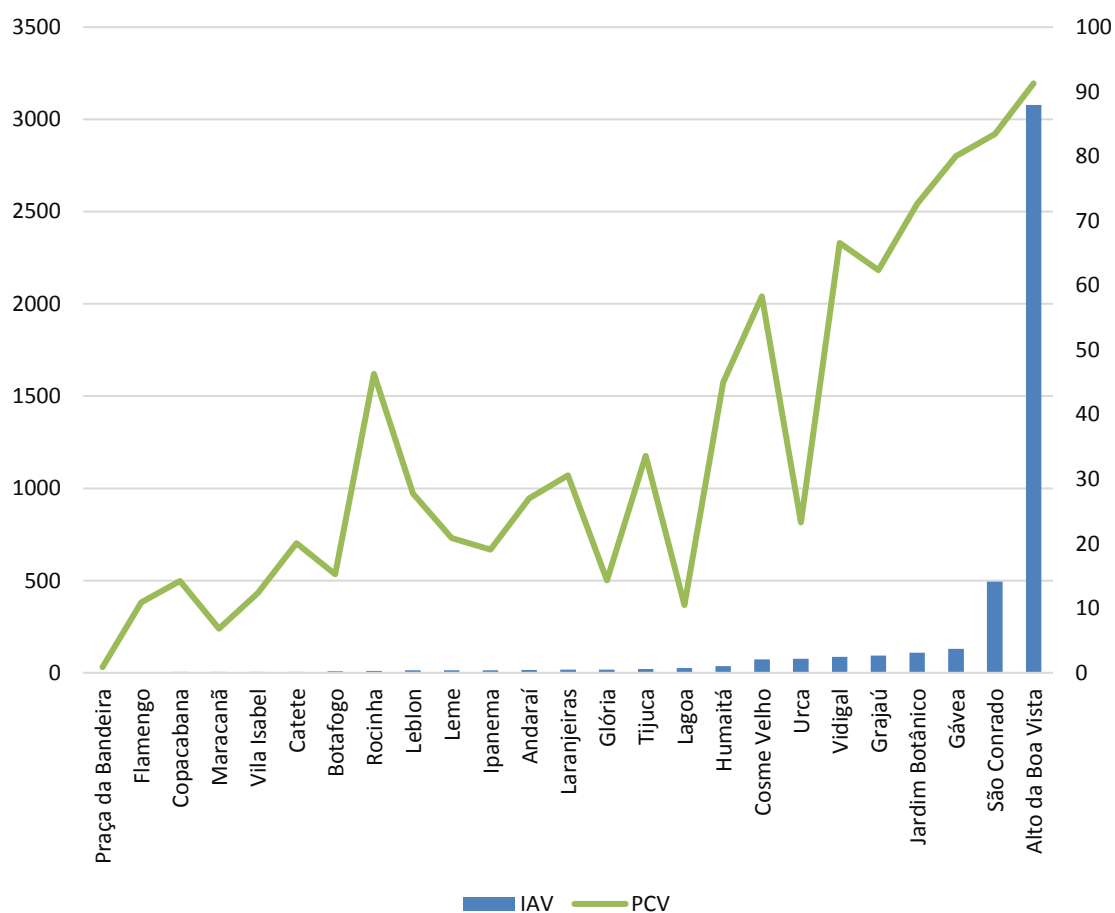


Gráfico 8: IAV e PCV por Bairros da AP - 2.

Área de Planejamento 2 apresenta bons **IAV**, 53,602 m²/hab. e os bairros, Praça da Bandeira e Maracanã apresentam valores abaixo dos 10% de cobertura vegetal. São observadas duas grandes discrepâncias em termos de **IAV**, o Alto

da Boa Vista com índices de 3077,5 m²/hab e 91,3% de cobertura de vegetal, a Praça da Bandeira com 0,7 m²/hab. e 0,9% de cobertura vegetal. (Figura 75)

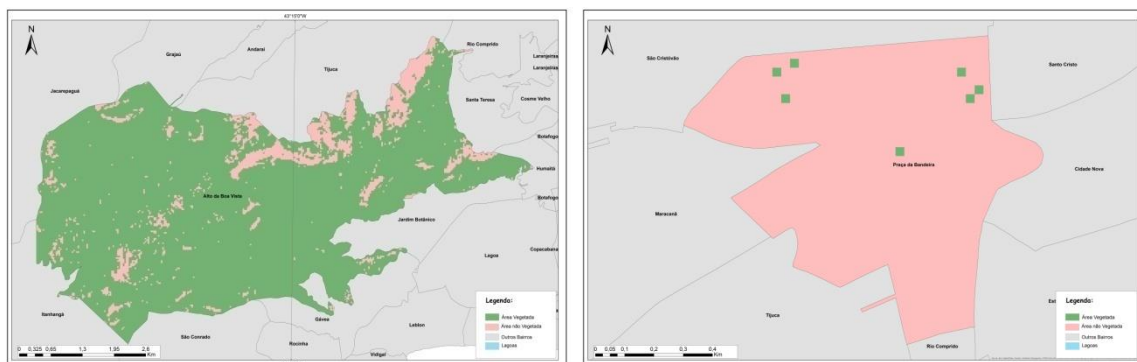


Figura 75: Mapeamento de áreas verdes do Alto da Boa Vista e Praça da Bandeira.

A **AP - 2** contempla Áreas de Proteção Ambiental em seus limites, favorecendo no resultado dos indicadores. Onde destaca-se o Alto da Boa Vista que possui 91,3% de cobertura vegetalada e **IAV** de 3077,5.

Observa-se ainda o baixo índice de cobertura vegetal do bairro do Flamengo, área “nobre” do Rio de Janeiro que possui grande espaço de área de lazer, o aterro do Flamengo.

Possui uma configuração espacial delimitada entre o mar e o Maciço da Tijuca, região símbolo (cartão postal) da cidade do Rio de Janeiro, apresenta índice de área verde de 53,6 m²/hab., considerado bom. Favorecido pela sua geomorfologia, apresenta altos valores de áreas verdes protegidas em seus maciços, mesmo sofrendo pressão antrópica por parte do processo de favelização. (Figura 76)

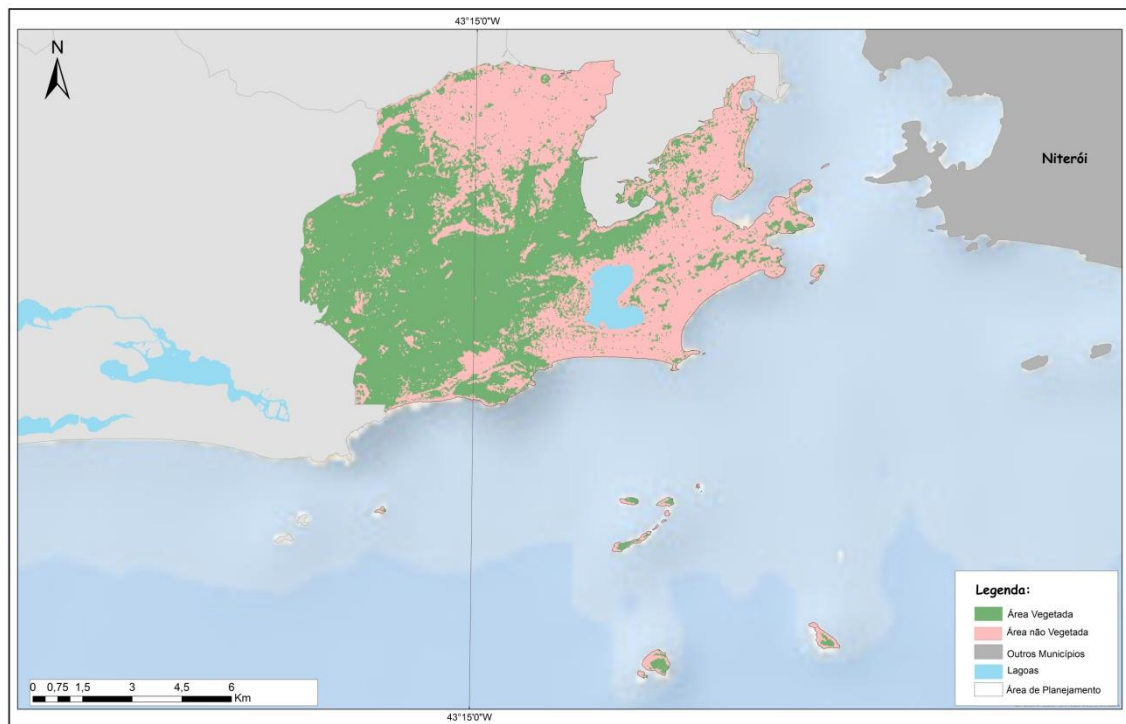


Figura 76: Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 2.

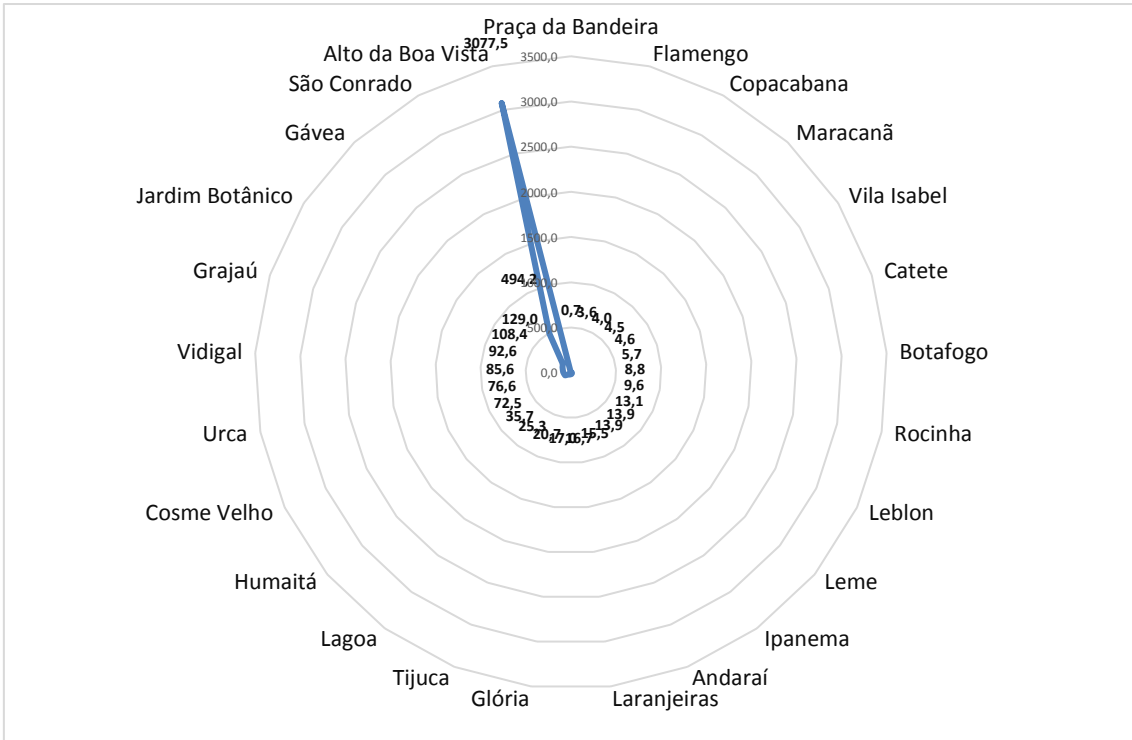


Gráfico 9: Índice de Área Verde – IAV da AP-2.

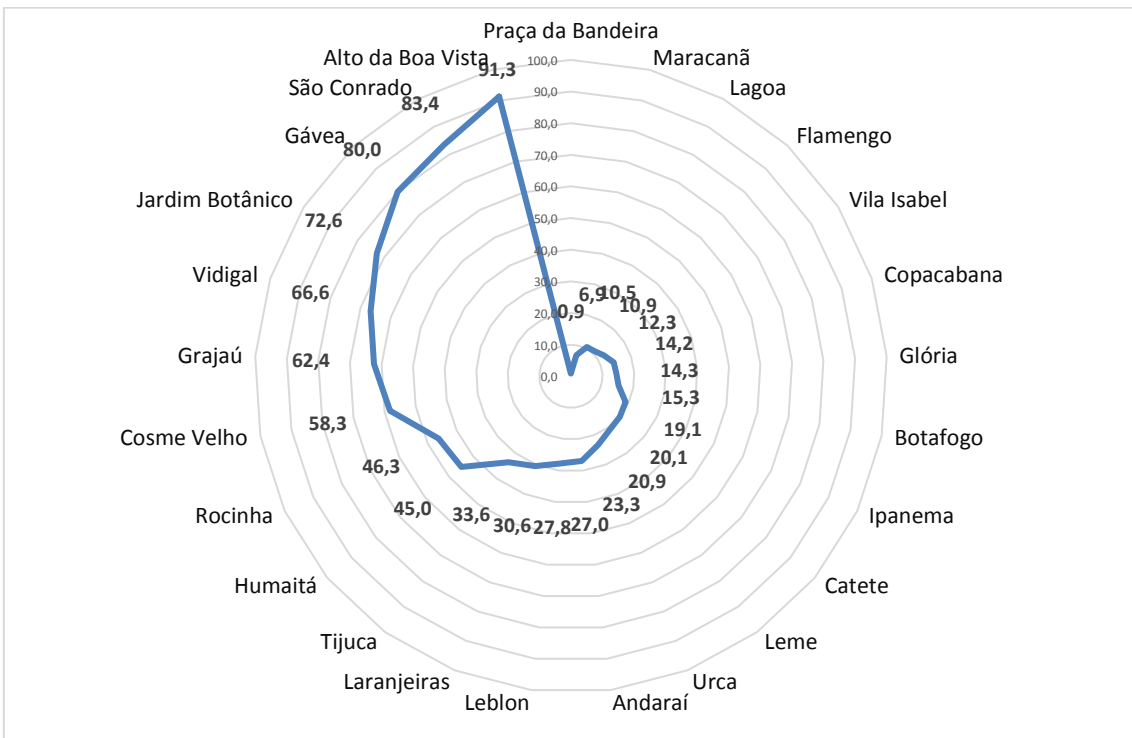


Gráfico 10: Percentual de Cobertura Florestal – PCF da AP-2.

Área de Planejamento - 3

A Área de Planejamento 3 apresenta o maior número de bairros. São 80 ao todo, distribuídos em 13 Regiões Administrativas, que possuem ao todo 2.399.159 habitantes, o maior contingente populacional das **AP's** do Rio de Janeiro.

A **AP - 3** apresenta o menor índices de **IAV** 13,859 m²/hab, onde, dos seus 80 bairros, apenas 27 possuem índices de área verde acima do mínimo indicado pela **OMS**, entre eles destacam-se os bairros de Cacuia, Freguesia (Ilha), Galeão, Água Santa e Cidade Universitária, possuem **IAV** acima de 89 m²/hab. (Gráfico 11)

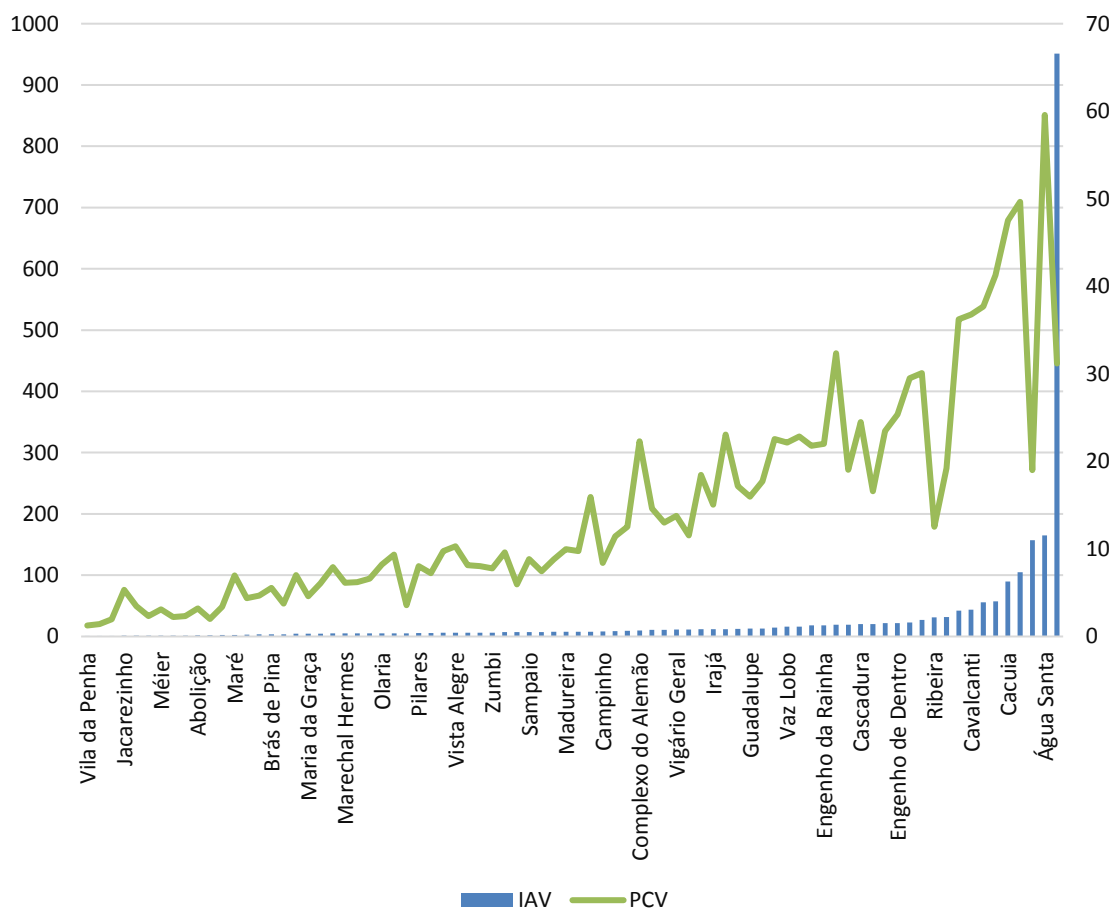


Gráfico 11: IAV e PCV por Bairros da AP - 3.

A **AP-3**, a grupa parte da Zona Norte do Rio de Janeiro e apresentam o maior adensamento demográfico do município, a falta de planejamento e infraestrutura urbana refletem os baixos índices, comprados com as outras **AP's**, principalmente de áreas verdes de uso coletivo, com função de lazer e estética. Por se tratar de uma área muito adensada e que apresentou um crescimento acelerado e sem planejamento, possui poucos remanescentes de Mata Atlântica de Áreas de Proteção Ambiental.

Destaca-se ainda, que 41 dos seus bairros apresentam percentual de cobertura vegetal abaixo dos 10%. Onde, apenas Cacua, Freguesia e Água Santa apresentam percentuais acima dos 50%. (Figura 77)

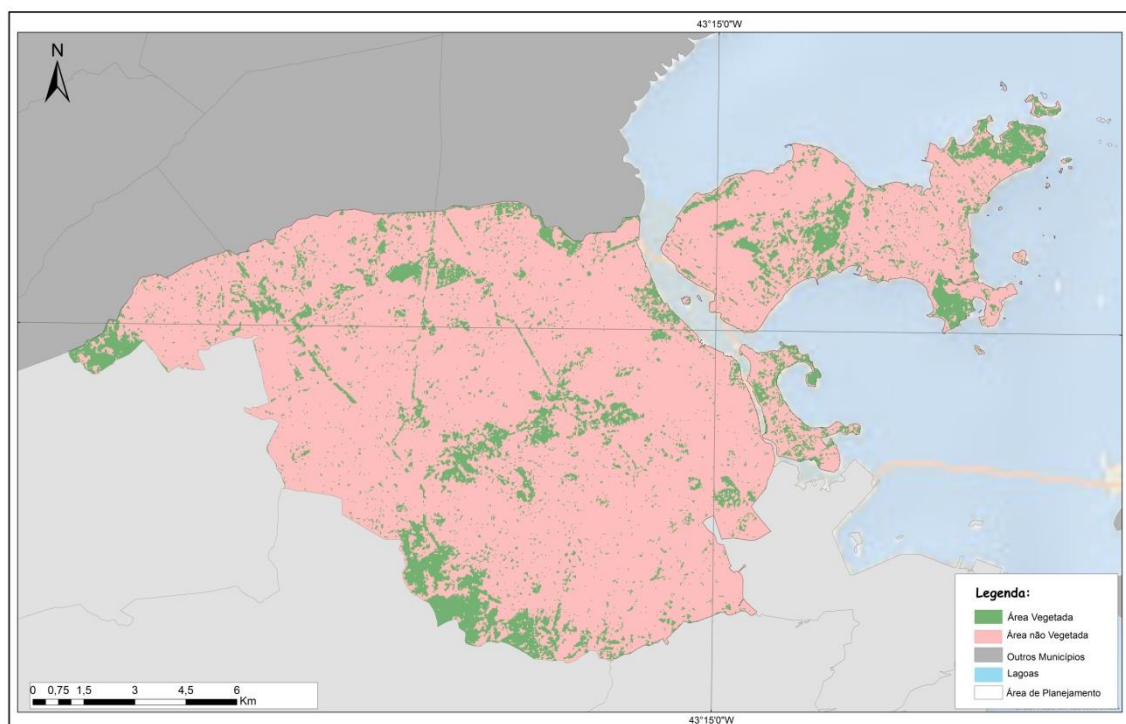


Figura 77: Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 3.

Área de Planejamento - 4

A Área de planejamento 4 é formada por 19 bairros distribuídos por três Regiões Administrativas. O maior vetor de crescimento do município apresenta 909.308 habitantes e índices de área verde de 190,89 m²/hab., o maior entre as **AP's**. Dentre os seus 19 bairros, apenas 2 não apresentam índices de área verde desejáveis são eles: Cidade de Deus e Gardênia Azul, destaca-se ainda que, somente esses bairros, apresentam percentuais de cobertura vegetal abaixo dos 10%. (Gráfico14)

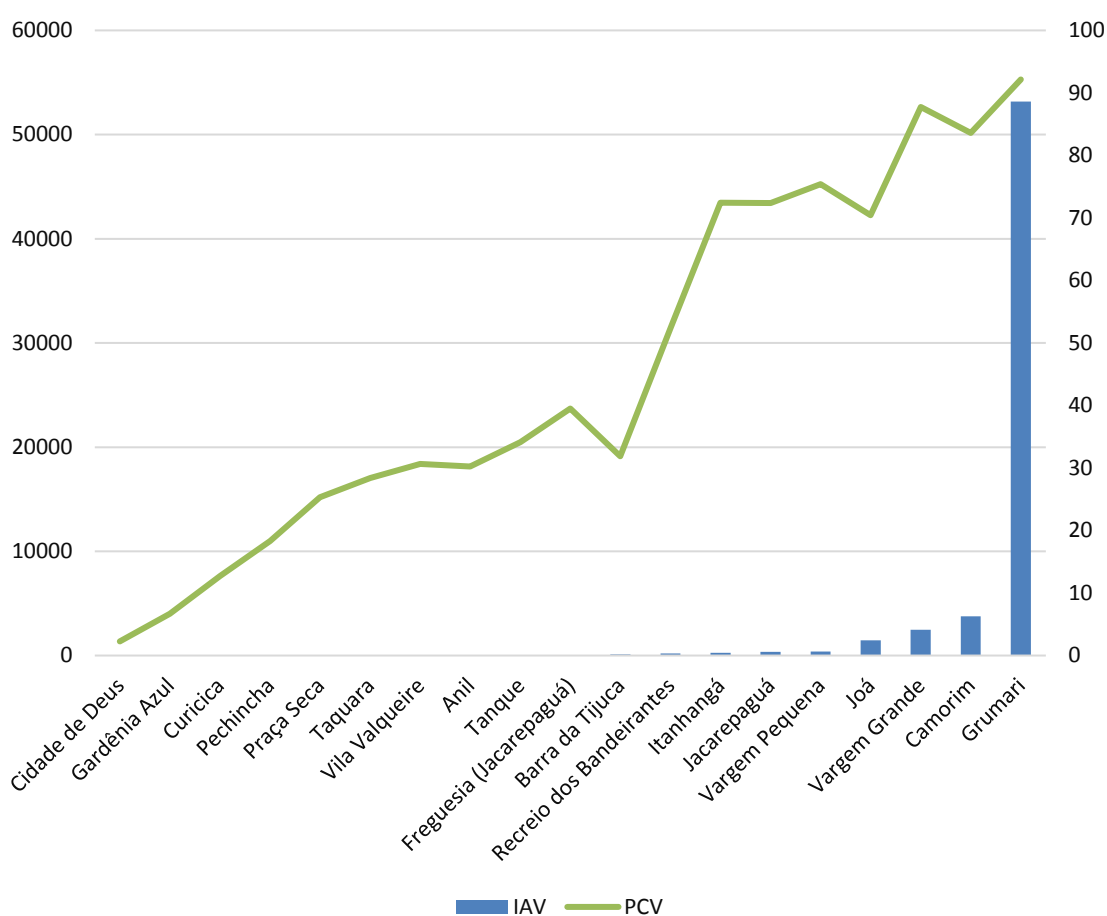


Gráfico 14: IAV e PCV por Bairros da AP - 4.

A Área de Planejamento 4 apresenta elevado **IAV**, e duas grandes discrepâncias em termos de **IAV**, a Cidade de Deus com índices de 0,8 m²/hab. e 2,3% de cobertura vegetal, Grumari com 53164,7 m²/hab., que apresenta o maior índice do município, com 92,2% de cobertura vegetal. (Figura 78)

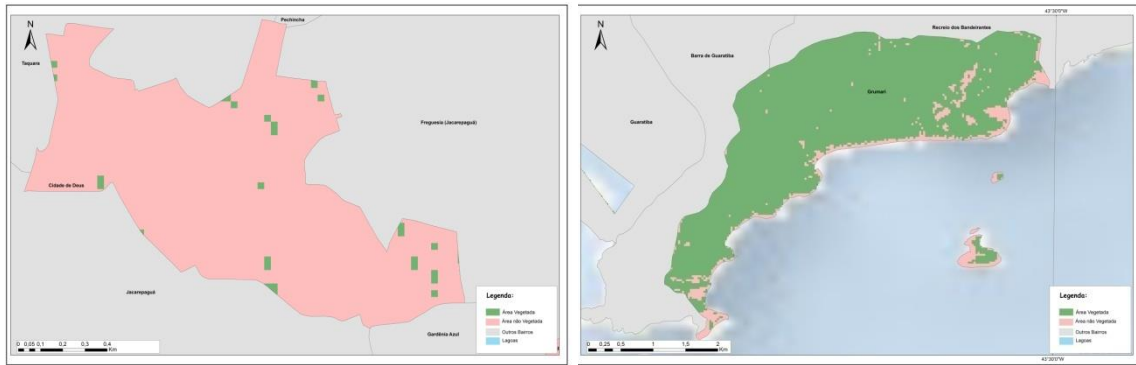


Figura 78: Mapeamento de áreas verdes da Cidade de Deus e Grumari.

O processo de urbanização tardio e planejado, da **AP - 4** contribuíram para a preservação de diversas áreas naturais ainda remanescentes na região e para o seu elevado índice de área verde do município, 190,9 m²/hab., o maior índice do município. (Figura 79)

Gráfico 8: IAV por Bairros da AP - 4.

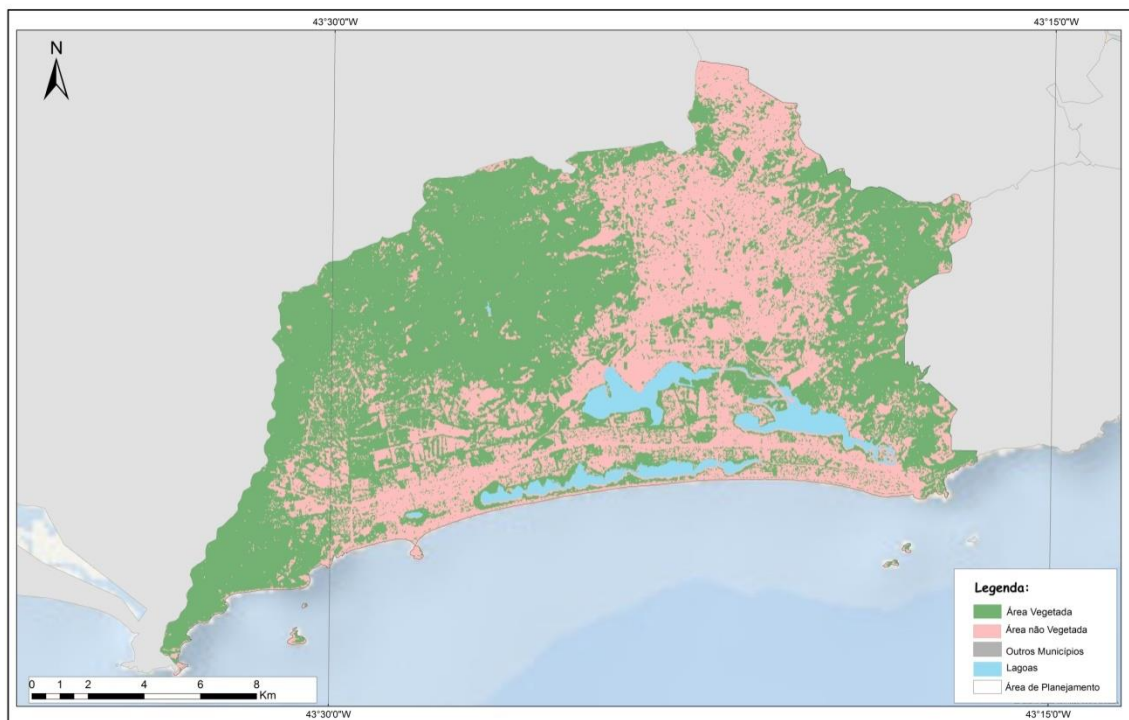


Figura 79: Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 4.

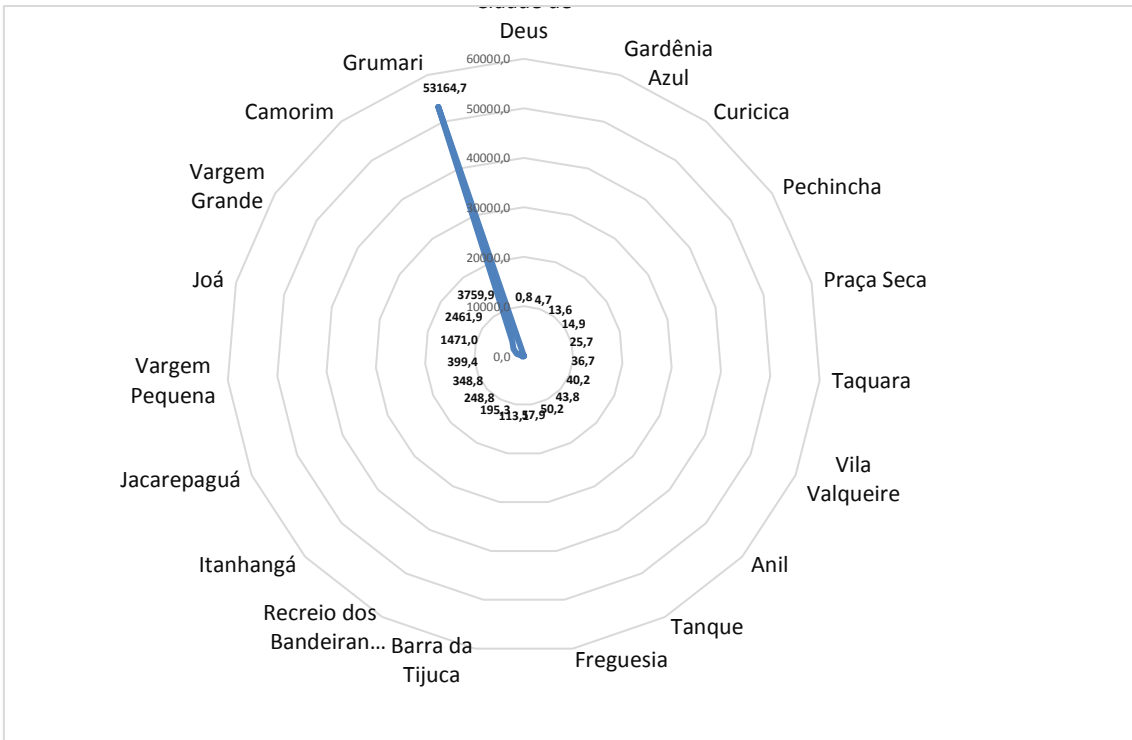


Gráfico 15: Índice de Área Verde – IAV da AP-4.

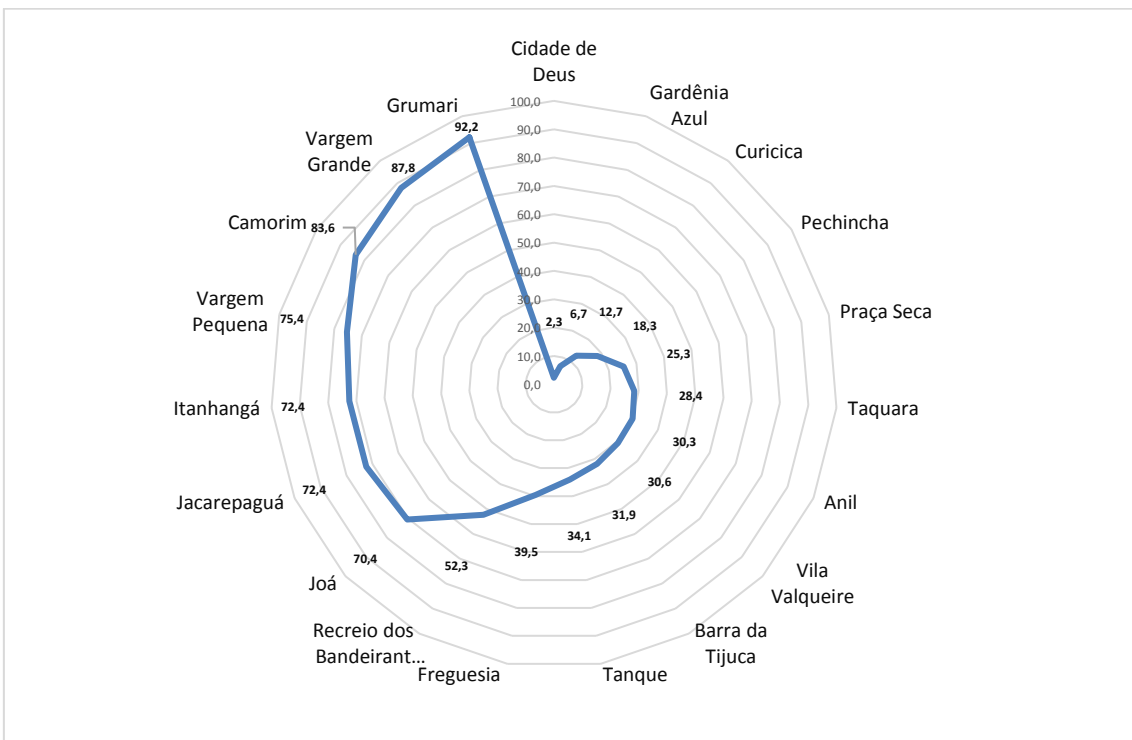


Gráfico 16: Percentual de Cobertura Florestal – PCF da AP-4.

Área de Planejamento - 5

A Área de planejamento 5 é formada por 21 bairros e 5 regiões administrativas, caracterizada como última fronteira da urbanização no município, possui 1.678.798 habitantes. Apresenta elevados **IAV**, 180,1 m²/hab., onde, apenas 2 bairros não possuem os índices de área verde desejáveis pela **OMS**, são eles, Padre Miguel e Magalhães Bastos. (Gráfico 17)

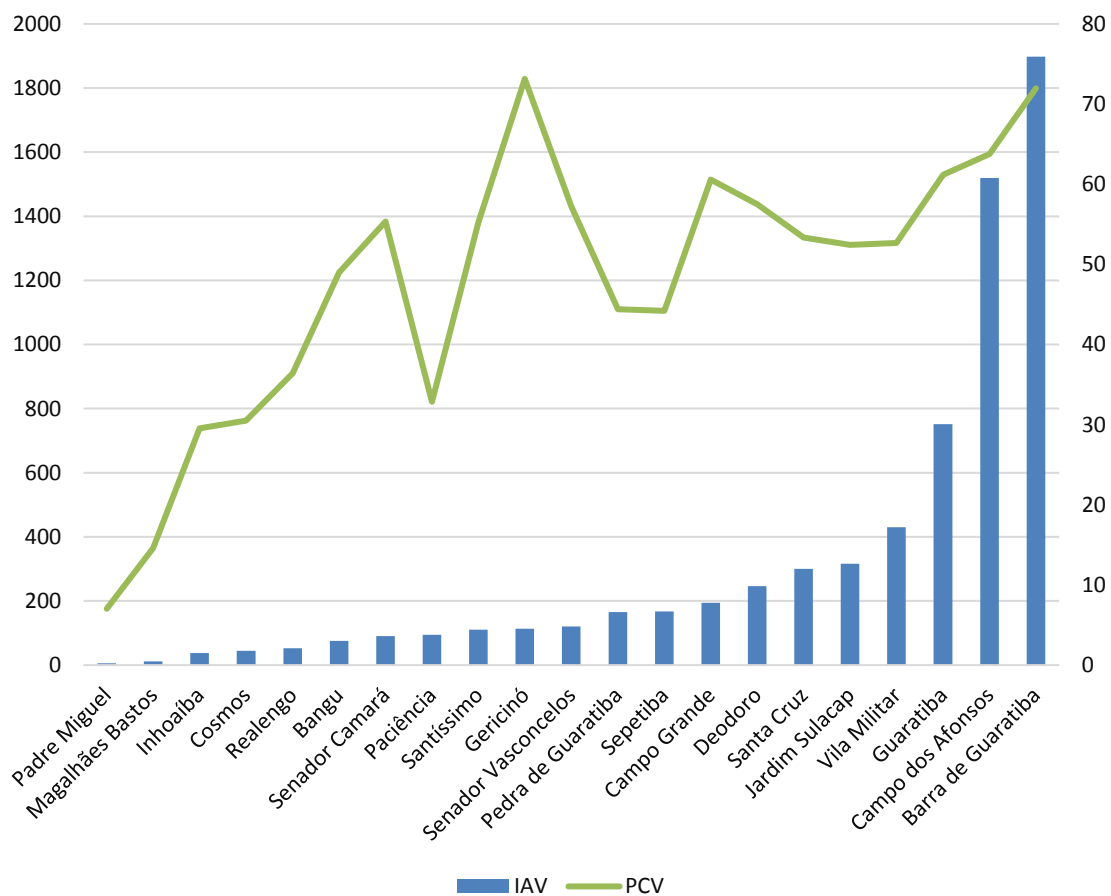


Gráfico 17: IAV e PCV por Bairros da AP - 5.

A AP-5, a Zona Oeste do Rio de Janeiro, também apresentou processo de urbanização tardio, e se mantém por anos como celeiro agrícola da cidade. Ainda caracterizado como fronteira da urbanização do município por apresentar espaço para expansão urbana.

Possui a maior área verde do município, onde grande parte possui a função ecológica de proteção e preservação, agregando em sua área os

maciços do Mendanha e da Pedra Branca e alto índice 180,1 m²/hab. (Figura 80)

O vetor de crescimento urbano do município segue em direção a **AP - 5**, demandando medidas de planejamento e organização urbanísticas que visem tanto a preservação de remanescente florestas para fins ecológicos, como o lazer e recreação, demandando a instalação de equipamentos urbanos e Praças/Jardins que atentam a demanda crescente de população.

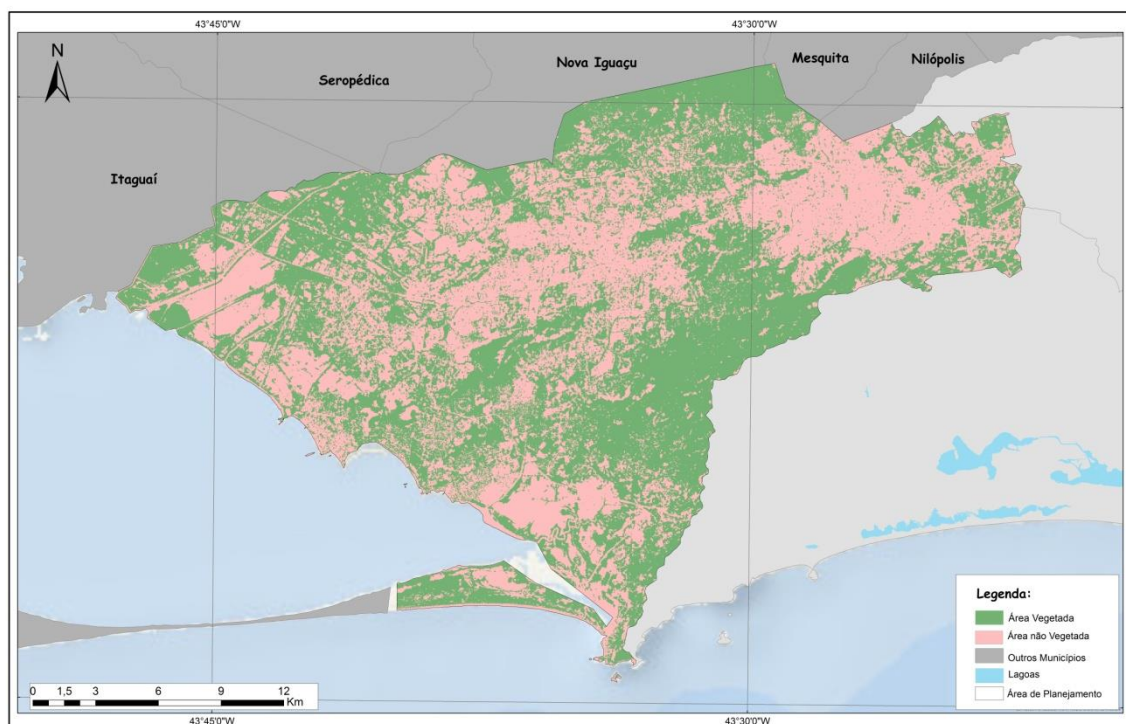


Figura 80: Mapeamento de áreas verdes da Área de Planejamento 5.

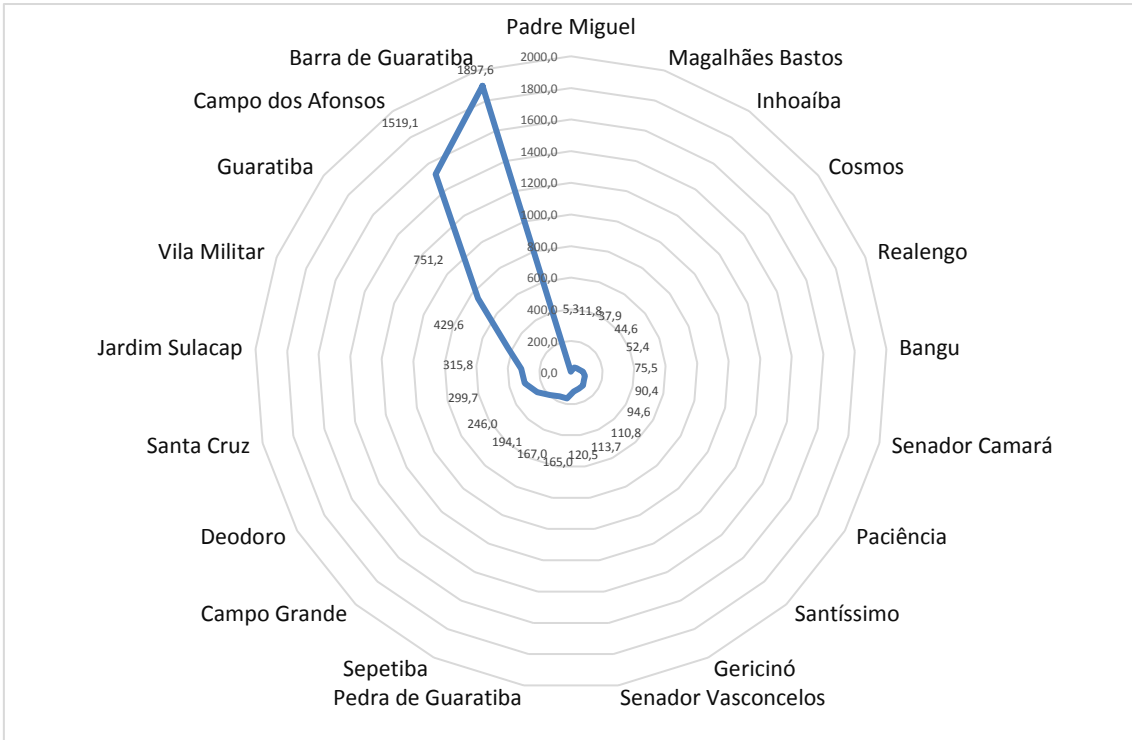


Gráfico 18: Índice de Área Verde – IAV da AP-5.

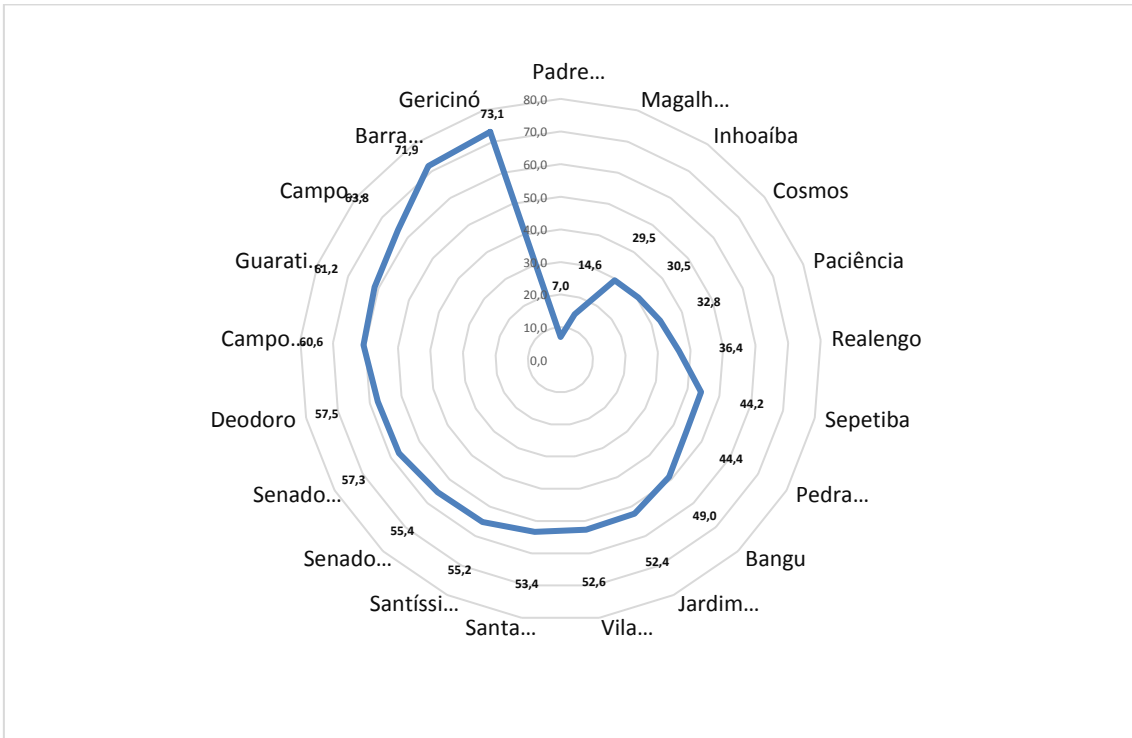


Gráfico 19: Percentual de Cobertura Florestal – PCF da AP-5.

Como produto final a presente pesquisa, disponibiliza uma análise qualitativa e quantitativa da distribuição espacial de áreas verdes por bairro e por área de planejamento. Que pode ser observada nas **Figura** 74 a 80 e nos **Gráfico** 5 ao 19, onde são descritos e analisados os **IAV** e os **PCV** por **AP's** e por Bairros. Já nas **Figuras** 81 e 82, abaixo representadas ilustra-se a classificação dos Bairros do município do Rio de Janeiro quanto ao índice de área verde (m² por hab.) e quanto ao percentual de cobertura vegetal (m²), respectivamente.

Na **Figura** 83, ilustra o mapeamento de áreas verdes proposto pela pesquisa, resultante da Modelagem Linear de Mistura Espectral.

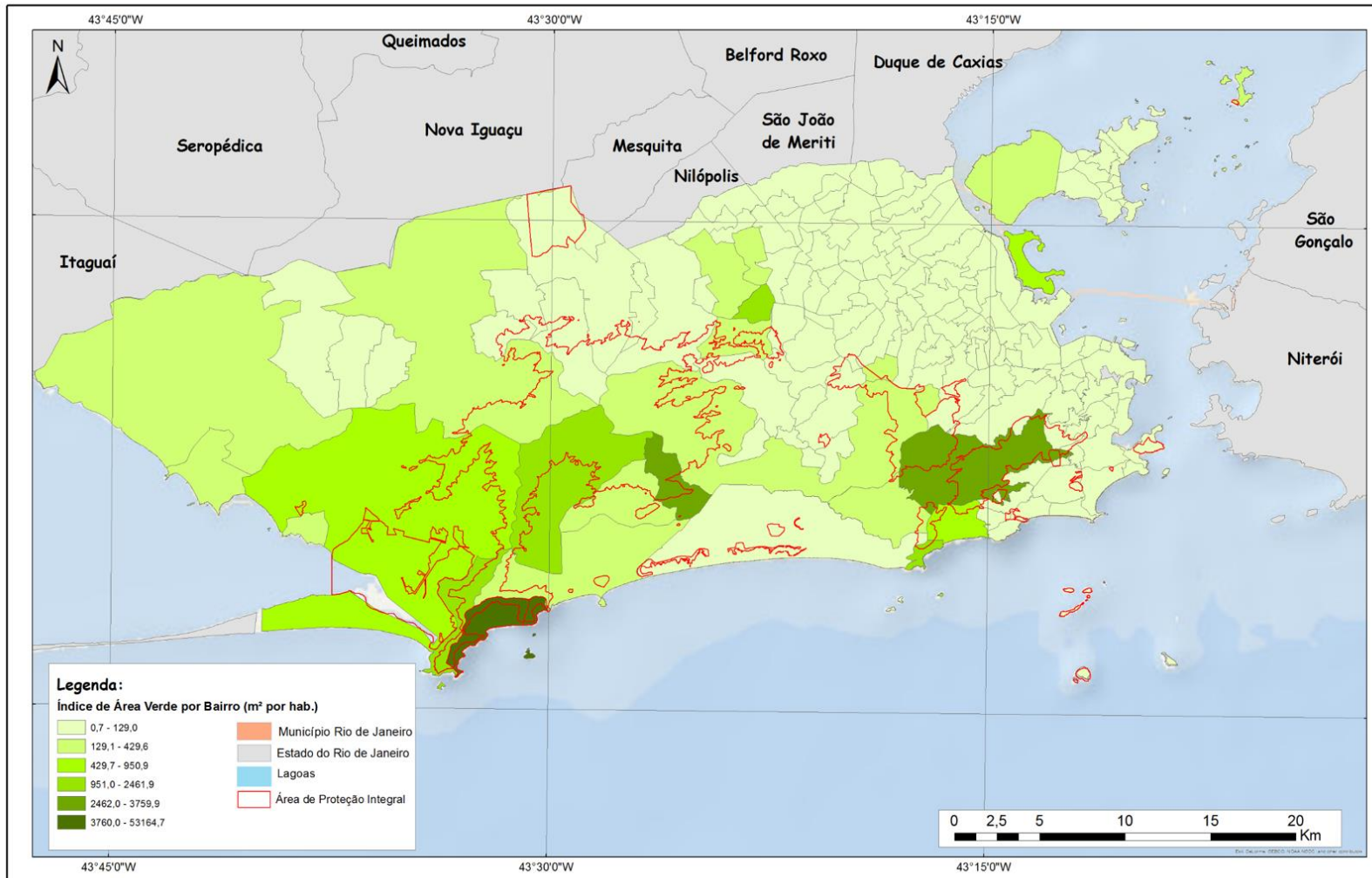


Figura 81: Classificação dos Bairros quanto ao índice de área verde (m² por hab.).

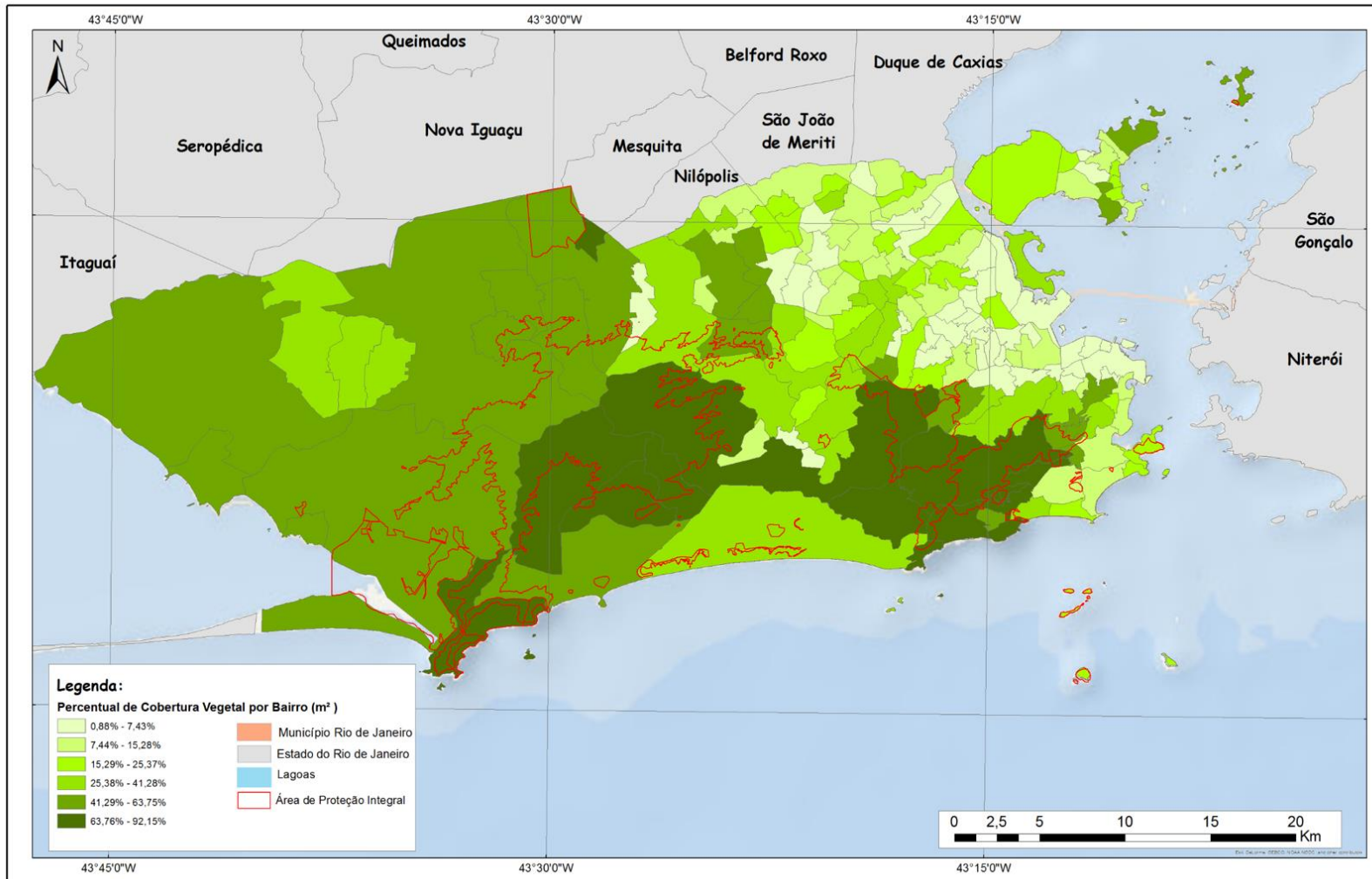


Figura 82: Classificação dos Bairros quanto ao percentual de cobertura vegetal (m²).

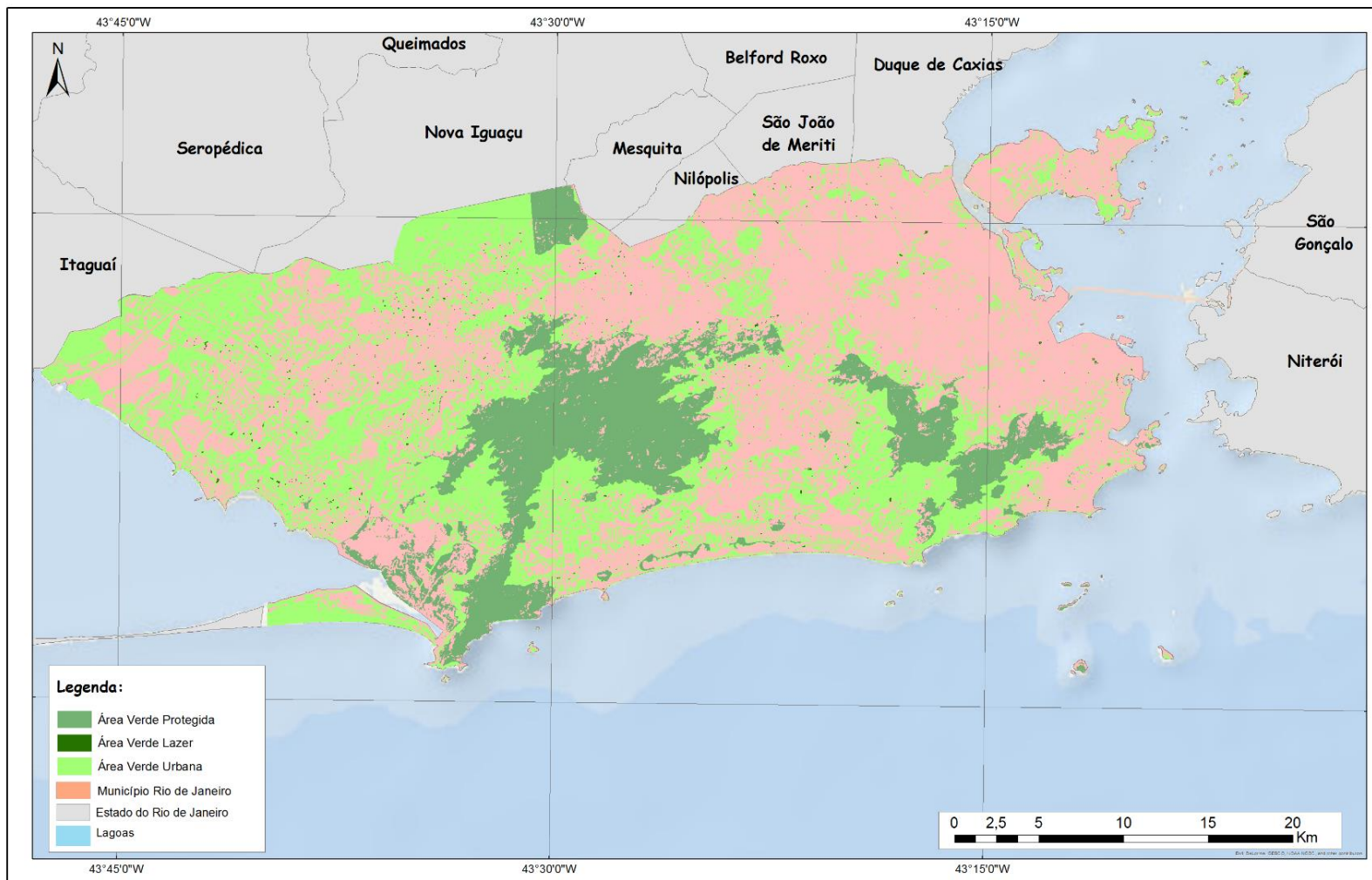


Figura 83: Mapeamento de áreas verdes proposto, resultante do MLME.

VI. CONCLUSÕES

O presente estudo, que utiliza como método para discriminação de áreas verdes urbanas, a **Modelagem de Mistura Linear de Mistura Espectral**, através da aplicação de **IF**vegetação, demonstrou sensibilidade na identificação áreas vegetadas em imagens de média resolução espacial (Landsat 8), apesar de superestimar as áreas verdes urbanas. Aplicadas ao município do Rio de Janeiro, apresentou desvio padrão de 13,9%, quando validado, utilizando como “verdade de campo” uma imagem de alta resolução espacial (World View).

Os processos de transformações da imagem digital, implementados *Minimum Noise Fraction (MNF)*, *Pixel Purity Index (PPI)*, no pré-processamento do **MLME**, viabilizaram a seleção de componentes na geração do modelo (endmembers) e a identificação de pixels puros nas componentes da **MNF**.

Esbarrou-se diversas vezes, durante a geração do **MLME**, em valores incoerentes de **IF's**, observações repetitivas do processo foram realizadas dentre as possibilidades de erro durante a geração do produto, destacou-se o processo de seleção dos componentes (endmembers) como relevante e possível replicador do erro. Observou-se que a seleção da componente água/sombra era o causador dos valores incoerentes das **IF's**. Durante o processo de seleção da componente água, eram selecionadas amostras de água internas do município (rios e lagoas), que não são profundas e apresentam matéria orgânica e outros materiais particulados em sua superfície, causando incoerência na **IF's** resultantes do processo. Ao optar pela classe sombra para endmembers, sanou-se o problema.

O processo de validação do modelo foi dificultado pela inexistência de bandas do Infravermelho na imagem WorldView, pretendia-se a diferenciação das classes herbácea e arbóreo/arbustiva na **IF**vegetação resultante do modelo, para uma melhor e mais detalhada classificação das áreas verdes. As diversas tentativas de transformação da imagem (**PCA** e **HSV**) para separação das respostas espectrais das classes, nos diversos descritores utilizados no eCognition não foram suficientes.

Destaca-se, ineditismo do uso do **MLME** para o mapeamento de áreas verdes urbanas e geração de índices de áreas verdes e percentuais de cobertura vegetal por Área de Planejamento e Bairros, a grande maioria dos mapeamentos de áreas verdes, utilizam classificadores orientados a objetos e/ou índices de vegetação por diferença normalizada (**NDVI**). Além do método proposto de validação, que consiste em uma análise intrapixel. Já que o mapeamento proposto na imagem Landsat 8 (30m), possui pixels 60 vezes maiores que a imagem utilizada como “verdade de campo” WorldView (0,5m).

A metodologia de pesquisa proposta demonstrou alto potencial de replicabilidade, tanto em mapeamentos de mesoescala, como em mapeamentos de menores escala, maior detalhamento. No entanto, optou-se no uso da imagem Landsat pela sua relevância na pesquisa científica, devido a sua série histórica, ao acesso gratuito dos dados, através da **USGS** ou do **INPE** e a menor tempo de processamento, devido a resolução espacial da imagem. Já a imagem WorldView, viabilizou a geração do gabarito dessa análise, devido a sua alta resolução espacial e melhor detalhamento dos objetos.

Para uma melhor e mais detalhada classificação de áreas verdes urbanas e intraurbanas, quanto ao seu uso (particular, coletivo e protegida) e sua função (ecológica, sociais, educativas, psicológicas e estéticas) faz-se necessário o uso de sensores de alta resolução espacial.

O município do Rio de Janeiro, apresenta aproximadamente 47% do seu território caracterizado área verde e importantes fragmentos do Bioma Mata Atlântica e seus ecossistemas associados. O seu ainda alto percentual de cobertura vegetal e índice de área verde, está diretamente relacionado com os mecanismos de preservação e proteção implantados pelas diferentes esferas. Consta com 2 Unidades de Conservação Federais, 4 Unidades de Conservação Estaduais e 17 Municipais. Ainda no plano municipal os **PDAU's** surgem por demanda do **PDU**, a necessidade de ferramentas de planejamento e gestão objetivando a preservação, o manejo e, por que não a expansão de áreas verdes no município.

A presente pesquisa tem o objetivo de contribuir com o **PDAU** do município do Rio de Janeiro, que se encontra em fase de coleta de dados e informações em diferentes órgãos e instituições, apresentando uma metodologia

alternativa e viável para o mapeamento de áreas verdes urbanas em diferentes escalas.

VII. REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

ADAMS, J. B. (1986). **Spectral mixture modeling: A new analysis of rock and soil types at the Viking Lander 1 site**. In Journal of Geophysical Research, p. 8089–8122, 1991.

ADAMS, J.B., D.E. SABOL, V. KAPO, R.A. FILHO, D.A. ROBERTS, M.O. SMITH, e GILLESPIE, A.R. **Classification of multispectral images based on fractions of endmembers: application to land cover change in the Brazilian Amazon**. In Remote Sensing of Environment, p. 52:137–154, 1995.

ALCÂNTARA, E. et al. **Integração de dados de alta frequência temporal e imagens MODIS/TERRA para o estudo da turbidez na planície de Curuaí**. In Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril, INPE, p. 6549-6556, 2007.

ALVES, G. M. **Análise do Modelo Linear de Mistura Espectral aplicado a imagens Modis para mapeamento da cultura de arroz irrigado no Estado do Rio Grande do Sul**. In Dissertação de Mestrado – PPGSR, Rio Grande do Sul, 2009.

AMORIM, M C. da C. T. **Caracterização das áreas verdes em Presidente Prudente/SP**. In: SPOSITO, Maria Encarnação Beltrão (org). Textos e contextos para a leitura geográfica de uma cidade média. Presidente Prudente: [s. n.], p. 37-52. 2001.

ARAÚJO, G. M; MENDONÇA, M. M; FREIRE, E. O. **Reconhecimento Automático de Objetos Baseado em Cor e Forma para Aplicações em Robótica**. In XVII Congresso Brasileiro de Automática - CBA, Juiz de Fora - MG, 2008.

ATKINSON, P. M. **Mapping sub-pixel boundaries from remotely sensed images**. In Innovations in GIS IV, p. 160-180. University of Kent at Canterbury, UK. Editora: Taylor & Francis London, U.K.1997.

BARGOS, D.C. **Mapeamento e análise das áreas verdes urbanas como indicador da qualidade ambiental urbana: estudo de caso de Paulínia-SP**. Dissertação de Mestrado. Instituto de Geociências/UNICAMP, Campinas-SP, 2010.

BAUCH, M. A; QUARESMA, V. B. **Aplicação do Modelo Linear de Mistura Espectral para monitoramento de planos de manejo e desmatamento progressivo, no município de Paragominas-PA, Brasil**. In Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25-30 abril, INPE, p. 5107-5113, 2009.

BORGES, K. M. R; SANTOS, P. M. C. **Modelo Linear de Mistura Espectral – MLME aplicado ao monitoramento do Cerrado, Bacia do Rio Carinhonha (MG-BA)**. In Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25-30 abril, INPE, p. 5663-5669, 2009.

BARROS, P. C. **Onde nasceu a cidade do Rio de Janeiro? (Um pouco da história do Morro do Castelo)**. In Revista geo-paisagem (online), Vol. 1, número 2, 2002.

BENINI, S.M. **Decifrando Áreas Verdes Públicas**. In: Revista Formação, n.17, volume 2, 2010.

BOARDMAN, J. W.; KRUSE, F. A. **Automated spectral analysis: a geological example using AVIRIS data, north Grapevine Mountains, Nevada: in Proceedings**. In ERIM Tenth Thematic Conference on Geologic Remote Sensing, Environmental Research Institute of Michigan, Ann Arbor, MI, pp. I-407 - I-418, 1994.

BOARDMAN, J. W.; KRUSE, F. A.; GREEN, R. O. **Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data: Summaries**. In Fifth JPL Airborne Earth Science Workshop, JPL Publication 95-1, v. 1, p. 23-26. 1995.

BSC LLC, All rights reserved. **ENVI is a registered trademark of Better Solutions Consulting LLC**, Lafayette, Colorado, Web: <http://www.envi-sw.com>, Email: envi@bsc.com. (Last Update, December 10, 1997).

CARVALHO JÚNIOR, O. A. et al. **Mistura Espectral: Detecção dos Membros finais utilizando a geometria do simplex**. In Espaço & Geografia, Vol.6, Nº 1, 147:173 ISSN: 1516-9375, 2003.

CRUZ, C. B. M., et al. **O uso sem controle de técnicas cartográficas alternativas e a construção de bases de referência inadequadas**. In Anais do XIX Congresso de Cartografia, Recife.

CUNHA, L. **O espaço, o desporto e o desenvolvimento**. Edições FMH, Lisboa, 1997. da PAZ, EC; FERREIRA, AMC; ZANNIN, PHT. Estudo comparativo da percepção do ruído urbano. Revista de Saúde Pública; v. 39, n 3, 2005.

EXELIS VISUAL I. S, Inc. **All Rights Reserved. This information is not subject to the controls of the International Traffic in Arms Regulations (ITAR) or the Export Administration Regulations (EAR). However, this information may be restricted from transfer to various embargoed countries under U.S. laws and regulations**, 2014.

DIGITAL GLOBE. **White Paper – The benefits of the 8 Spectral Bands of WorldView II**. Agosto, 2009. Disponível em: Acesso em: 15Julho 2016.

FISHER, P. **The pixel: a snare and a delusion**. In Int. J. Remote Sensing, Vol. 18, no. 3, p.679-685, 1997.

FERREIRA, A. D; **Efeitos positivos gerados pelos Parques Urbanos: o caso do Passeio Público da Cidade do Rio de Janeiro**. Dissertação de mestrado – PGCA – UFF, 2005.

FERREIRA, M. E. et al. **Uso de Modelo Linear de Mistura Espectral para mapeamento sistemático e operacional do bioma cerrado: Possibilidades implicações e procedimentos metodológicos**. In Anais XI SBSR, Belo Horizonte, Brasil, 05- 10 abril 2003, INPE, p. 657-664.

FREITAS, S. R; CRUZ, C. B. M. **Análise de Componentes Principais e Modelo Linear de Mistura na discriminação de classes de vegetação na Mata**

Atlântica. In Anais XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia, Brasil, 16-21 abril, INPE, p. 1529-1536, 2005.

GUILFOYLE, K. J; ALTHOUSE, M. L; CHANG, C. I. A. **Quantitative and Comparative Analysis of Linear and Nonlinear Spectral Mixture Models Using Radial Basis Function Neural Networks.** In IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 39, p. 2314-2318, 2001.

HASSAN, N; HASHIM, M. **Decomposition of Mixed Pixels of ASTER Satellite Data for Mapping Chengal (Neobalanocarpusheimiisp) Tree.** In IEEE Control System, Computing and Engineering (ICCSCE) IEEE International Conference on, 2011.

H LAVKA, C.A; SPANNER, M.A. **Unmixing AVHRR imagery to assess clear cuts and forest growth in Oregon.** In IEEE Transactionson Geosciences and Remote Sensing, New York, v.39, p.788-95, 1995.

KALAF, R. et al. **Landsat 8: Avanços para mapeamento em mesoescala.** 4º Congresso Brasileiro de Geoprocessamento. Rio de Janeiro, RJ. 2013.

KESHAHA, N. **A Surveyof Spectral Unmixing Algorithms.** In Lincoln Laboratory Journal, Volume 14, Nº 1, 2003.

KLEIN GEBBINCK, M. S. **Decomposition of mixed pixels in remote sensing images to improve the area estimation of agricultural fields.** Tese de Doutorado Radboud University Nijmegen, Holanda, 1998.

KUMAR, M. **Digital Image Processing.** In Satellite Remote Sensing and GIS Applications in Agricultural Meteorology, Proceedings of the Training Workshop, Dehra Dun, India, p. 81-102, 2003.

LEITE, M.A.F.P. **Um Sistema de espaços livres para São Paulo.** In Dossiê São Paulo, Hoje, São Paulo, 2011.

LIEW, S. C. **Digital Image.** In Center for Remote Imaging, Sensing e Processing, National University of Singapore, 2001. <http://www.crisp.nus.edu.sg/~research/tutorial/image.htm>. Acessado em: maio de 2016.

LIMA, A. et al. **Mapeamento de cicatrizes de queimadas na Amazônia brasileira a partir da aplicação do modelo linear de mistura espectral em imagens do sensor MODIS.** In Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil, 25-30 abril, INPE, p. 5925-5932, 2009.

LINN, R. M. **Avaliação Modelo Linear de Mistura Espectral MSMA e SMA aplicados aos dados hiperespectrais Hyperion/ EO1 adquiridos na planície costeira do Rio grande do Sul,** Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Sensoriamento Remoto - UFRS, 2008.

LOBODA, C.R.; DE ANGELIS, B.L.D. 2005. **Áreas verdes públicas urbanas: conceitos, usos e funções.** Ambiência Guarapuava, PR v.1 n.1 p. 125-139 jan./jun. 2005 ISSN 1808 – 0251.

LU, D; BATISTELLA, M; MORAN, E; MAUSE, P. **Application of Spectral Mixture Analysis to Amazonian land use and land-cover Classification.** In International Journal of Remote Sensing. Vol. 25, No. 23. Taylor & Francis Ltd.,p.5345-5358, 2004.

LU, D; MORAN, E; HETRICK, S. **Detection of impervious surface change with multitemporal Landsat images in an urban-rural frontier.** In Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 66, nº 3, p.298-306, 2011a.

LU, D; LI, G; MORAN, E;BATISTELLA, M; FREITAS, C. C. **Mapping impervious surfaces with the integrated use of Landsat Thematic Mapper and radar data: a case study in an urban–rural landscape in the Brazilian Amazon.** In ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, v. 66, nº 6, p.798-808, 2011b.

MADHAVAN, B. B; KUBO, S; KURISAKI, N; SIVAKUMAR, T.V.L.N. **Appraising the anatomy and spatial growth of the Bangkok Metropolitan area using a vegetation impervious soil model through remote sensing.** In International Journal of Remote Sensing, 22:789806, 2001.

MELLO, E. M. K et al. **Técnicas de Modelo de Mistura Espectral, segmentação e classificação de imagens TM -Landsat para o mapeamento do desflorestamento da Amazônia.** In Anais XI SBSR, Belo Horizonte, Brasil, 05 - 10 abril INPE, p. 2807 – 2814, 2003.

MELLO, M. p. et al. **Avaliação do uso do Modelo Linear de Mistura Espectral na discriminação de fitofisionomias do Cerrado.** In II Simpósio Internacional Savanas Tropicais e IX Simpósio Nacional Cerrado, ParlaMundi, Brasília, DF, Brasil, 12-17 outubro 2008.

MILANO, M. S. **Arborização urbana.** In: Curso sobre arborização urbana. Resumos. Curitiba, UNILIVRE/Prefeitura Municipal de Curitiba / Sociedade de Arborização Urbana, 1993, pp. 1-52.

MERTENS, K. C; VERBEKE, L. P.C; WULF, R.R. **Sub-pixel mapping: A comparison of techniques.** In 25th EARSeL Symposium on Global Developments in Environmental Earth Observation from Space, Porto, Portugal, Junho 6-11, 2005.

METTERNICHT, G. I; FERMONT, A. **Estimating erosion surface features by linear mixture modeling.** In Remote Sensing of Environment, Vol. 64, no. 3, p. 254 - 265, 1998.

MIAO, L; QI, H; SZU, H. **Unsupervised Decomposition of Mixed Pixels Using the Maximum Entropy Principle.** In 18th International Conference on Pattern Recognition - ICPR Vol. 04, 2006.

MMA, **Diretrizes para a Política de Conservação e Desenvolvimento Sustentável da Mata Atlântica.** Brasília-DF, 1998. 26p.

MOREIRA, M. A. et al. **Modelo de Mistura Espectral para identificar e mapear áreas de soja e milho em quatro Municípios do Estado de Minas Gerais.** In Anais IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Santos, Brasil, 11-18 setembro, INPE, p. 53-57, 1998.

NOGUEIRA, A.; WANTUELFER, G. **Florestas Urbanas: planejamento para melhoria da qualidade de vida**. Viçosa: Aprenda Fácil, 2002.

NUCCI, T. C. **Qualidade Ambiental e Adensamento Urbano: um estudo de ecologia e planejamento da paisagem aplicada ao distrito de Santa Cecília (MSP)**. Curitiba: o autor, 2.ed. 2008.

PATRICK, C.; DESKEWICK, C.; PACIFICI, F; SMALLWOOD, S. **WorldView-2 Pan-Sharpening**. In ASPRS 2010 Annual Conference San Diego, California 3 April 26-30, 2010.

PONZONI, F. J; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos, SP: Parêntese Editora, 2007.

PONZONI, F. J. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação: Diagnosticando a Mata Atlântica**. Capítulo 8, P.8-25, INPE, 2002.

QUEIROZ, O; VASCONCELOS, L.; HIRATA, S. **As Áreas Verdes no Ambiente Periurbano**. In Revista Online da Sociedade Portuguesa de Ecologia. Nº 6, Setembro- Dezembro 2012.

QUINTANO, C; FERNÁNDEZ - MANSO, A; SHIMABUKURO, Y. E; PEREIRA, G. **Spectral Unmixing**. In *International Journal of Remote Sensing*, Vol. 33 Issue 17, p. 5307-5340. 2012

RIDD M.K. **Exploring a V-I-S (Vegetation-Imperious Surface-Soil) Model for Urban Ecosystem Analysis Through Remote Sensing: Comparative Anatomy of Cities**. In *International Journal of Remote Sensing* 16: 2165-2185, 1995.

ROCHA, C.H.B. **Geoprocessamento: Tecnologia transdisciplinar**. Juiz de Fora, MG. Ed. Do autor, 2000.

ROCHA, J; TENEDÓRIO, J. A; ESTANQUEIRO, R; SOUSA, P. M. **Classificação de uso do solo urbano através da análise linear de Mistura spectral com imagens de satélite**. In *Finisterra*, XLII, 83, pp. 47-62, 2007.

RODRÍGUEZ, A. C. M; MARTINS, E.R.C. **Evolução de Áreas Verdes e Urbanas a partir do Uso de Imagens-Fração Vegetação, Solo e Sombra na Cidade de São Paulo - SP**. In *Encuentro de Geógrafos de América Latina EGAL Caminando en una América Latina em Transformación*, Montevideu. Encuentro de Geógrafos de América Latina EGAL, 2009.

RODRIGUEZ YI, J. L. **Segmentação de imagens-fração derivadas do sensor TM-Landsat para o mapeamento do uso do solo no município de 64 Sapezal (MT)**. In *Anais IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto*, Santos, Brasil, INPE, 1998.

ROUSE, J. W; HASS, R. H; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. **Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS**. In: *Earth Resources Technology Satellite-1 Symposium*, 3, Washington, Proceedings. Washington: NASA, 1974, v.1, p.309-317, 1973.

SABOYA, Renato. **Concepção de um sistema de suporte à elaboração de planos diretores participativos**. Tese de Doutorado apresentada ao Curso de

Pós-Graduação em Engenharia Civil – Universidade Federal de Santa Catarina. 2007.

SEGAWA, H. 1996. **Ao amor do público: jardins no Brasil**. São Paulo: Studio Nobel.

SILVA, F. F. et al. **Programa desenvolvimento em MATLAB para processamento de imagem digital**. In I Simpósio em Ciências Geodésicas e Tecnologias da Geoinformação - CTG/UFPE - 01 a 03 de setembro de 2004 - Recife/PE.

SILVA, L. F. C. F. **A Influência das fortificações Militares na expansão urbana da Cidade do Rio de Janeiro sob a ótica da cartografia histórica**. In Defesa de Dissertação de Mestrado apresentada ao Curso de Mestrado em Engenharia Cartográfica do Instituto Militar de Engenharia, 2009.

SHIMABUKURO, Y.E. **Shade images derived from linear mixing models of multispectral measurements of forested areas**. Ph. D. Dissertation, Department of Forest and Wood Sciences, Colorado State University, Fort Collins, Colorado. 1987.

SHIMABUKURO, Y. E; SMITH, J.A. **The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data**. In IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, v. 29, n 1, p. 16-20. 1991

SHIMABUKURO, Y. E; HOLBEN, B. N; TUCKER, C.J. **Fraction images derived from NOAA AVHRR data for studying the deforestation in the Brazilian Amazon**. In International Journal of Remote Sensing, London, v.15, p.517-20, 1994.

SHIMABUKURO, Y. E; BATISTA, G. T; MELLO, E. M. K; MOREIRA, J. C; DUARTE, V. **Using shade fraction image segmentation to evaluate deforestation in Landsat Thematic Mapper images of the Amazon region**. In International Journal of Remote Sensing, 19, 535-541, 1998.

SMALL, C. **Estimation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis**. In International Journal of Remote Sensing, London, v.22, p.1305-34, 2001.

SMALL, C. **A global analysis of urban reflectance**. In International Journal of Remote Sensing, v. 26, n. 4, p. 661– 681, Feb. 2005.

SMALL, C; LU, J.W.T. **Estimation and vicarious validation of urban vegetation abundance by spectral mixture analysis**. In Remote Sensing of Environment 100, p 441 – 456, 2006.

TENEDÓRIO. J. A; ROCHA, J; ENCARNAÇÃO, S; SOUSA, P.M. **Classificação de uso do solo urbano através da análise linear de mistura espectral em imagens de satélite**. In Actas do IV Congresso Nacional de Geografia, Guimarães, 2004.

TROPMAIR, H; GALINA, M.H. **Áreas verdes**. In: Território & Cidadania. Rio Claro, SP, ano III, nº 2, jun-dez, 2003. Disponível em: Acesso em: 21 mai. 2008.

VALERIO, A. M; KAMPEL, M; STECH, J. L. **Correlação de dados de reflectância de sensoriamento remoto estimados com dados do sensor MODIS e medidas in situ.** In Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio, INPE p.5100, 2011.

XAVIER, A. C; VETTORRAZI, C. A; MACHADO, R. E. **Relação entre índice de área foliar e frações de componentes puros do modelo linear de mistura espectral, usando imagens ETM+/ Landsat.** In Eng. Agríc. Jaboticabal, v.24, n.2, p.421-430, 2004.

XIA, H; GUI, P. **Decomposition Mixed Pixels of Remote Sensing Image Based on 2-DWT and Kernel ICA** .In Neural Information Processing, University, Beijing,p.373-380,2009.

XU, X; ZONG, Y; ZANG, L. **Adaptive Subpixel Mapping Based on a Multi agent System for Remote-Sensing Imagery.** In IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 52, Nº. 2, Fevereiro, 2014.

WU, C; e MURRAY, A.T. **Estimating impervious surface distribution by spectral mixture analysis.** In Remote Sensing of Environment, 84:493505, 2003.

ZEIN, R. V. **Rio de Janeiro, um sítio impossível, e por isso perfeito.** In V SEMINÁRIO DE HISTÓRIA DA CIDADE E DO URBANISMO “Cidades: temporalidades em confronto” Uma perspectiva comparada da história da cidade, do projeto urbanístico e da forma urbana. 1998.

Acesso On - line:

Estatuto da Cidade, Disponível em:

http://www.planalto.gov.br/ccivil_03/leis/LEIS_2001/L10257.htm > Acesso em:

Frente Parlamentar Ambientalista. Disponível em <http://www.frenteambientalista.com/>>. Acessado em: 04/11/2015

Plano Diretor de Arborização Urbana da Cidade do Rio de Janeiro - PDAU, Prefeitura da Cidade do Rio de Janeiro 2015, Disponível em: <http://www.rio.rj.gov.br/dlstatic/10112/5560381/4146113/PDAUtotal5.pdf> . Acessado em: 11/12/2015.

Plano Diretor de Desenvolvimento Urbano Sustentável do Município do Rio de Janeiro - PDDUS (Lei Complementar 111/2011), Disponível em: 18/11/2015. <http://www.rio.rj.gov.br/web/smu/exibeconteudo?id=2879239>> Acesso em:

Plano Nacional de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica, Prefeitura do Rio de Janeiro 2015, Disponível em: http://www.pmma.etc.br/index.php?option=com_jdownloads&Itemid=969&view=finish&cid=2692&catid=7>. Acessado em: 10/11/2015.

Plano Nacional de Conservação e Recuperação da Mata Atlântica, Prefeitura do Rio de Janeiro 2015, Disponível em: 10/11/2015

<http://www.rio.rj.gov.br/dlstatic/10112/5038768/4138246/PMMAp.pdf> . Acessado em: 15/11/2015

NASA. Landsat8. Disponível em:

<http://www.nasa.gov/mission_pages/landsat/spacecraft/index.html#.UieDrzY3s0M>. Acesso em: 21/11/2015

NASA. The Landsat program. Disponível em: <<http://landsat.gsfc.nasa.gov/>>. Acesso em: 21/11/2015

NASA. Landsat missions. Disponível em: <<http://landsat.usgs.gov/>>. Acesso em: 21/11/2015

ANEXO 1

	A	B	C	D	E	F	G	H
1	FID do shape	Uso_Classe	Area_WV_Arboreo	SUM_MLME_Arboreo	Area_Arboreo_MLME	Diferença_Arboreo	Percentual	Média da Diferença
2	0	Vegetação	23943	21,067641	18961	4981,966761	20,8	2490,983381
3	1	Vegetação	32169	23,450791	21006	11063,61446	34,4	5531,807231
4	2	Vegetação	31688	18,473973	16627	15061,72353	47,5	7530,861763
5	3	Vegetação	31453	27,244677	24520	6933,152184	22,0	3466,576092
6	4	Vegetação	30785	23,796629	21417	9368,150128	30,4	4684,075064
7	5	Vegetação	31513	27,229962	24507	7006,235422	22,2	3503,117711
8	6	Vegetação	31241	23,047571	20743	10498,24672	33,6	5249,123358
9	7	Vegetação	28858	27,10503	24395	4463,575499	15,5	2231,78775
10	8	Vegetação	26827	20,057438	18052	8775,082498	32,7	4387,541249
11	9	Vegetação	32245	24,140326	21726	10518,50353	32,6	5259,251766
12	10	Vegetação	27265	18,967728	17071	10193,88394	37,4	5096,941971
13	11	Vegetação	28735	22,75408	20479	8256,578943	28,7	4128,289472
14	12	Vegetação	31617	22,079627	19872	11745,8318	37,1	5872,9159
15	13	Vegetação	32273	21,205086	19085	13188,80983	40,9	6594,404915
16	14	Vegetação	25441	19,075998	17168	8273,063317	32,5	4136,531659
17	15	Vegetação	31971	15,959885	14364	17607,29692	55,1	8803,648462
18	16	Vegetação	23581	25,150778	22636	945,609348	4,0	472,804674
19	17	Vegetação	25609	19,170074	17253	8356,127483	32,6	4178,063742
20	18	Vegetação	23113	16,719864	15048	8064,845541	34,9	4032,422771
21	19	Vegetação	32239	20,077929	18070	14168,90173	43,9	7084,450867
22	20	Vegetação	24833	18,376546	16539	8294,351377	33,4	4147,175689
23	21	Vegetação	32178	21,684707	19516	12662,14224	39,3	6331,071122
24	22	Vegetação	25806	24,275319	21848	3957,74506	15,3	1978,87253
25	23	Vegetação	25648	29,980607	26983	-1334,960512	-5,2	-667,480256
26	24	Vegetação	23995	21,878543	19691	4304,342137	17,9	2152,171069
27	25	Vegetação	22349	21,209593	19089	3260,338951	14,6	1630,169476
28	26	Vegetação	29458	22,747951	20473	8984,619411	30,5	4492,309706
29	27	Vegetação	24595	22,510338	20259	4336,191556	17,6	2168,095778
30	28	Vegetação	32117	22,0679	19861	12255,46352	38,2	6127,731761
31	29	Vegetação	23456	22,016329	19815	3640,858378	15,5	1820,429189
32	30	Vegetação	25180	23,399066	21059	4121,264103	16,4	2060,632052
33	31	Vegetação	28802	28,129332	25316	3486,088428	12,1	1743,044214
34	32	Vegetação	23704	15,485796	13937	9766,348455	41,2	4883,174228
35	33	Vegetação	22482	24,778164	22300	182,088666	0,8	91,044333
36	34	Vegetação	32116	23,203588	20883	11232,5725	35,0	5616,286249
37	35	Vegetação	25635	21,37591	19238	6396,550464	25,0	3198,275232
38	36	Vegetação	25280	20,008142	18007	7273,028836	28,8	3636,514418
39	37	Vegetação	20902	20,36845	18332	2570,685827	12,3	1285,342914
40	38	Vegetação	26940	17,652728	15887	11052,56853	41,0	5526,284264
41	39	Vegetação	23525	21,840579	19657	3868,287801	16,4	1934,143901
42	40	Vegetação	22762	22,384559	20146	2615,963185	11,5	1307,981593
43	41	Vegetação	32019	15,058081	13552	18466,4667	57,7	9233,233352
44	42	Vegetação	24202	22,143319	19929	4273,493313	17,7	2136,746657
45	43	Vegetação	29254	19,725771	17753	11500,92996	39,3	5750,464981
46	44	Vegetação	32283	24,941993	22448	9835,493125	30,5	4917,746563
47	45	Vegetação	26971	20,383191	18345	8625,902242	32,0	4312,951121
48	46	Vegetação	30888	26,557151	23901	6986,832774	22,6	3493,416387
49	47	Vegetação	32356	19,836561	17853	14503,14102	44,8	7251,570509
50	48	Vegetação	31941	25,301938	22772	9169,365008	28,7	4584,682504
51	49	Vegetação	32012	17,075603	15368	16643,69094	52,0	8321,84547
52	50	Vegetação	32266	18,864691	16978	15287,37829	47,4	7643,689144
53	51	Vegetação	28288	20,039346	18035	10252,64401	36,2	5126,322004
54	52	Vegetação	26120	21,471587	19324	6795,612285	26,0	3397,806143
55	53	Vegetação	31728	18,581995	16724	15004,04179	47,3	7502,020896
56	54	Vegetação	24828	27,203736	24483	344,630569	1,4	172,3152845
57	55	Vegetação	29775	17,512381	15761	14013,36104	47,1	7006,680521
58	56	Vegetação	28717	21,798075	19618	9098,3655	31,7	4549,48275
59	57	Vegetação	27739	28,73789	25864	1875,231906	6,8	937,615953
60	58	Vegetação	31751	24,330743	21898	9853,380735	31,0	4926,690368
61	59	Vegetação	14093	23,777062	21399	-7306,532848	-51,8	-3653,266424
62	Desvio Padrão		3919,3	3,3	2999,7	4567,3	13,9	3477,4

Tabela 1: Dado tabular da vegetação arbórea, com demonstrativo do cálculo dos valores de área, da diferença e percentual.

ANEXO 2

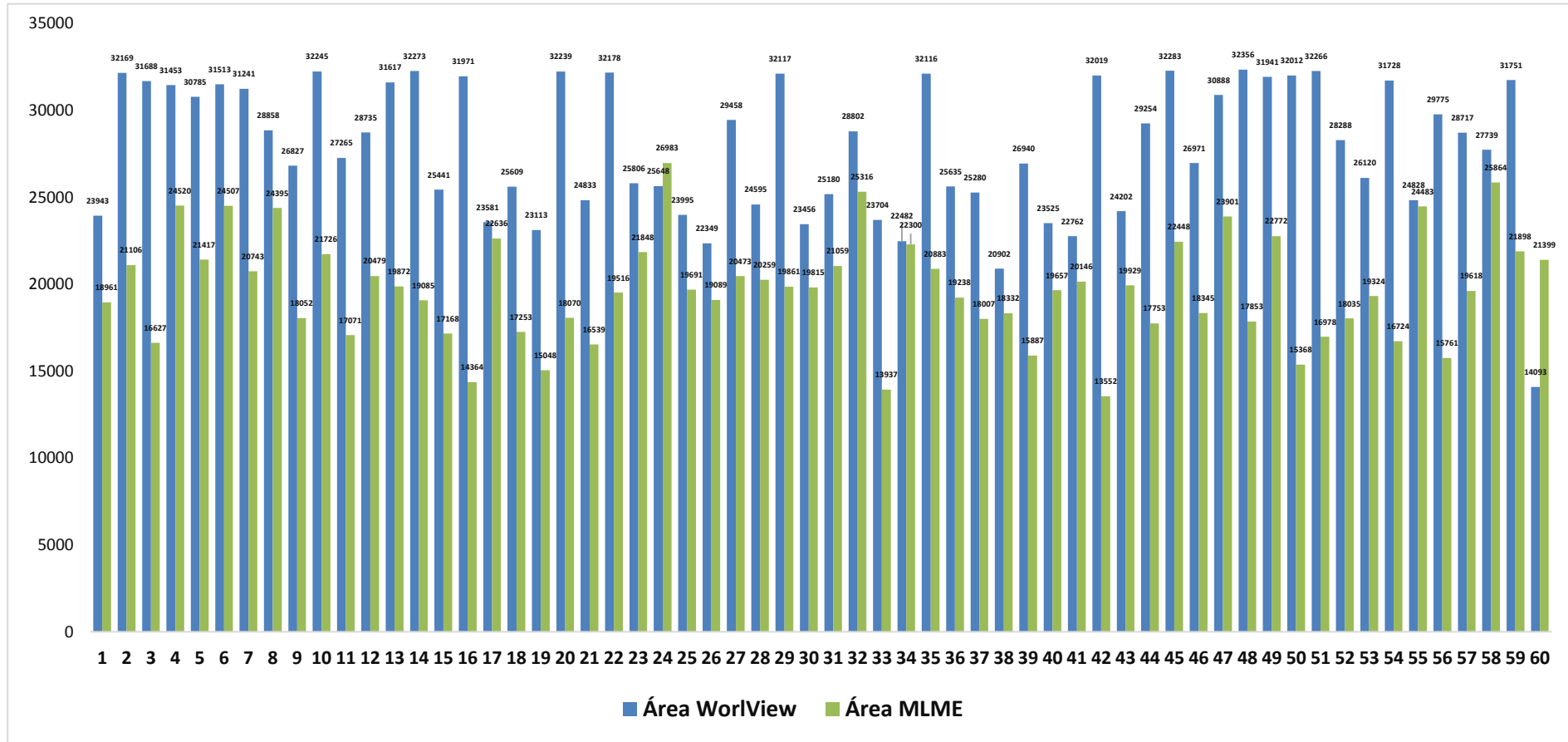


Gráfico 2: Diferença da classe vetacional arbórea entre a imagem WorldView e o **MLME**.

ANEXO 3

Bairro	Área de Planejamento - AP	IAVB
Santo Cristo	AP -1	1,4
Vasco da Gama	AP -1	2,2
Benfica	AP -1	2,4
Estácio	AP -1	2,8
Mangueira	AP -1	3,5
Gamboa	AP -1	4,0
Centro	AP -1	4,3
Catumbi	AP -1	4,9
Cidade Nova	AP -1	4,9
Saúde	AP -1	5,9
São Cristóvão	AP -1	12,6
Caju	AP -1	17,5
Rio Comprido	AP -1	20,5
Santa Teresa	AP -1	61,4
Paqueta	AP -1	242,3
Lapa	AP -1	0,0
Praça da Bandeira	AP -2	0,7
Flamengo	AP -2	3,6
Copacabana	AP -2	4,0
Maracanã	AP -2	4,5
Vila Isabel	AP -2	4,6
Catete	AP -2	5,7
Botafogo	AP -2	8,8
Rocinha	AP -2	9,6
Leblon	AP -2	13,1
Leme	AP -2	13,9
Ipanema	AP -2	13,9
Andaraí	AP -2	15,5
Laranjeiras	AP -2	16,7
Glória	AP -2	17,0
Tijuca	AP -2	20,7
Lagoa	AP -2	25,3

Humaitá	AP -2	35,7
Cosme Velho	AP -2	72,5
Urca	AP -2	76,6
Vidigal	AP -2	85,6
Grajaú	AP -2	92,6
Jardim Botânico	AP -2	108,4
Gávea	AP -2	129,0
São Conrado	AP -2	494,2
Alto da Boa Vista	AP -2	3077,5
Vila da Penha	AP -3	0,7
Higienópolis	AP -3	1,0
Cachambi	AP -3	1,0
Jacarezinho	AP -3	1,3
Todos os Santos	AP -3	1,4
Oswaldo Cruz	AP -3	1,4
Méier	AP -3	1,5
Bento Ribeiro	AP -3	1,5
Ramos	AP -3	1,6
Abolição	AP -3	1,7
Del Castilho	AP -3	1,8
Rocha Miranda	AP -3	2,2
Maré	AP -3	2,3
Riachuelo	AP -3	3,2
Encantado	AP -3	3,3
Brás de Pina	AP -3	3,3
Jacaré	AP -3	3,4
Jardim Carioca	AP -3	4,6
Maria da Graça	AP -3	4,7
Jardim América	AP -3	4,7
Honório Gurgel	AP -3	5,0
Marechal Hermes	AP -3	5,0
Moneró	AP -3	5,0
Coelho Neto	AP -3	5,1
Olaria	AP -3	5,3
Tauá	AP -3	5,3
Rocha	AP -3	5,3

Pilares	AP -3	5,4
São Francisco Xavier	AP -3	5,6
Engenho Novo	AP -3	6,1
Vista Alegre	AP -3	6,2
Inhaúma	AP -3	6,2
Colégio	AP -3	6,2
Zumbi	AP -3	6,3
Ricardo de Albuquerque	AP -3	6,9
Bonsucesso	AP -3	7,0
Sampaio	AP -3	7,2
Penha Circular	AP -3	7,2
Cordovil	AP -3	7,5
Madureira	AP -3	7,5
Anchieta	AP -3	7,6
Portuguesa	AP -3	7,9
Campinho	AP -3	8,2
Bancários	AP -3	9,0
Turiaçú	AP -3	9,1
Complexo do Alemão	AP -3	9,5
Vicente de Carvalho	AP -3	10,7
Pavuna	AP -3	11,1
Vigário Geral	AP -3	11,1
Jardim Guanabara	AP -3	11,5
Praia da Bandeira	AP -3	11,7
Irajá	AP -3	11,7
Pitangueiras	AP -3	11,9
Manguinhos	AP -3	12,4
Guadalupe	AP -3	12,9
Penha	AP -3	13,1
Costa Barros	AP -3	14,4
Vaz Lobo	AP -3	16,1
Lins de Vasconcelos	AP -3	16,3
Vila Cosmos	AP -3	18,1
Engenho da Rainha	AP -3	18,4
Acari	AP -3	19,0

Cocotá	AP -3	19,4
Cascadura	AP -3	20,2
Barros Filho	AP -3	20,4
Parada de Lucas	AP -3	21,7
Engenho de Dentro	AP -3	21,8
Tomás Coelho	AP -3	22,7
Piedade	AP -3	27,0
Ribeira	AP -3	31,1
Parque Colúmbia	AP -3	31,7
Engenheiro Leal	AP -3	42,0
Cavalcanti	AP -3	43,8
Parque Anchieta	AP -3	55,6
Quintino Bocaiúva	AP -3	57,2
Cacuaia	AP -3	89,9
Freguesia (Ilha)	AP -3	105,0
Galeão	AP -3	157,0
Água Santa	AP -3	165,1
Cidade Universitária	AP -3	950,9
Cidade de Deus	AP -4	0,8
Gardênia Azul	AP -4	4,7
Curicica	AP -4	13,6
Pechincha	AP -4	14,9
Praça Seca	AP -4	25,7
Taquara	AP -4	36,7
Vila Valqueire	AP -4	40,2
Anil	AP -4	43,8
Tanque	AP -4	50,2
Freguesia (Jacarepaguá)	AP -4	57,9
Barra da Tijuca	AP -4	113,1
Recreio dos Bandeirantes	AP -4	195,3
Itanhangá	AP -4	248,8
Jacarepaguá	AP -4	348,8
Vargem Pequena	AP -4	399,4
Joá	AP -4	1471,0
Vargem Grande	AP -4	2461,9

Camorim	AP -4	3759,9
Grumari	AP -4	53164,7
Padre Miguel	AP -5	5,3
Magalhães Bastos	AP -5	11,8
Inhoaíba	AP -5	37,9
Cosmos	AP -5	44,6
Realengo	AP -5	52,4
Bangu	AP -5	75,5
Senador Camará	AP -5	90,4
Paciência	AP -5	94,6
Santíssimo	AP -5	110,8
Gericinó	AP -5	113,7
Senador Vasconcelos	AP -5	120,5
Pedra de Guaratiba	AP -5	165,0
Sepetiba	AP -5	167,0
Campo Grande	AP -5	194,1
Deodoro	AP -5	246,0
Santa Cruz	AP -5	299,7
Jardim Sulacap	AP -5	315,8
Vila Militar	AP -5	429,6
Guaratiba	AP -5	751,2
Campo dos Afonsos	AP -5	1519,1
Barra de Guaratiba	AP -5	1897,6

Tabela 2: IAV por Bairro das Áreas de Planejamento.

ANEXO 4

Bairro	Área do Bairro(m²)	Área Verde (m²)	PCF
Santo Cristo	1678745,658	17100	1,018618
Vasco da Gama	863088,9905	34200	3,962511
Benfica	1736442,146	59400	3,420788
Estácio	980416,3951	47700	4,86528
Mangueira	798142,2176	63000	7,89333
Gamboa	1112072,216	52200	4,69394
Centro	5243177,357	178200	3,398703
Catumbi	539467,0408	61200	11,34453
Cidade Nova	934867,97	27000	2,888108
Saúde	364685,5876	16200	4,442183
São Cristóvão	4105711,833	333000	8,110652
Caju	5352288,63	358200	6,692464
Rio Comprido	3342563,709	898200	26,87159
Santa Teresa	5157209,55	2511000	48,68912
Paquetá	1824961,212	814500	44,63109
Lapa	514024,1459	18900	3,67687
Praça da Bandeira	719921,374	6300	0,875096
Flamengo	1662731,19	180900	10,87969
Copacabana	4141069,068	589500	14,23545
Maracanã	1667329,547	114300	6,855273
Vila Isabel	3217179,357	396900	12,33689
Catete	681037,3778	136800	20,087
Botafogo	4799765,778	733500	15,282
Rocinha	1437216,778	665100	46,27694
Leblon	2174782,425	603900	27,7683
Leme	982868,8894	205200	20,87766
Ipanema	3114005,936	594000	19,07511
Andaraí	2261337,526	611100	27,02383
Laranjeiras	2493545,995	762300	30,57092
Glória	1149358,888	164700	14,32973
Tijuca	10065721,34	3384900	33,62799
Lagoa	5109970,706	537300	10,51474
Humaitá	1054491,491	474300	44,97903
Cosme Velho	892553,9972	520200	58,28219
Urca	2321034,583	540900	23,30426
Vidigal	1644530,357	1095300	66,6026
Grajaú	5739199,872	3580200	62,38152
Jardim Botânico	2689245,279	1953000	72,62261
Gávea	2579676,206	2063700	79,99841
São Conrado	6503454,75	5426100	83,43412
Alto da Boa Vista	31496178,47	28753200	91,29108

Vila da Penha	1435742,434	18000	1,253707
Higienópolis	1157493,025	16200	1,399576
Cachambi	2250198,756	44100	1,959827
Jacarezinho	943890,3434	50400	5,339603
Todos os Santos	1012653,577	35100	3,466141
Osvaldo Cruz	2071245,699	48600	2,346414
Méier	2470975,678	76500	3,095943
Bento Ribeiro	3038022,091	67500	2,22184
Ramos	2793582,661	64800	2,319602
Abolição	616343,5602	19800	3,212494
Del Castilho	1440939,703	28800	1,998696
Rocha Miranda	2886876,361	98100	3,398137
Maré	4336084,544	302400	6,974034
Riachuelo	928124,1492	40500	4,36364
Encantado	1060164,819	49500	4,669085
Brás de Pina	3522272,351	195300	5,544716
Jacaré	842580,0036	31500	3,738517
Jardim Carioca	1621136,042	113400	6,995095
Maria da Graça	825004,0462	37800	4,581796
Jardim América	1973488,247	119700	6,065402
Honório Gurgel	1374928,755	108900	7,92041
Marechal Hermes	3886452,665	238500	6,136702
Moneró	521455,2062	32400	6,213381
Coelho Neto	2512114,315	165600	6,592057
Olaria	3689899,654	303300	8,219736
Tauá	1681877,754	157500	9,364533
Rocha	1311647,664	46800	3,568031
Pilares	1836452,713	147600	8,037234
São Francisco Xavier	648918,4567	46800	7,212
Engenho Novo	2644891,879	258300	9,765995
Vista Alegre	515215,6343	53100	10,30636
Inhaúma	3485336,195	283500	8,134079
Colégio	2261215,093	181800	8,039925
Zumbi	162178,5172	12600	7,769216
Ricardo de Albuquerque	2116995,561	203400	9,607956
Bonsucesso	2199754,74	130500	5,93248
Sampaio	884423,5157	78300	8,853225
Penha Circular	4626100,448	343800	7,431745
Cordovil	3850252,09	339300	8,81241
Madureira	3787779,79	377100	9,9557
Anchieta	4344077,329	423000	9,737396
Portuguesa	1186560,173	189000	15,9284
Campinho	984565,9548	82800	8,409797
Bancários	982952,107	112500	11,44512

Turiaçú	1255882,791	157500	12,54098
Complexo do Alemão	2960907,933	659700	22,28033
Vicente de Carvalho	1835744,443	268200	14,60988
Pavuna	8291007,773	1078200	13,00445
Vigário Geral	3377186,79	465300	13,77774
Jardim Guanabara	3213854,759	370800	11,53755
Praia da Bandeira	375790,4141	69300	18,44113
Irajá	7477991,77	1125900	15,05618
Pitangueiras	608556,725	140400	23,07098
Manguinhos	2618396,199	450000	17,18609
Guadalupe	3820233,779	610200	15,97284
Penha	5818336,765	1032300	17,74218
Costa Barros	1814932,884	409500	22,56282
Vaz Lobo	1101246,427	243900	22,14763
Lins de Vasconcelos	2669243,064	609300	22,8267
Vila Cosmos	1519281,89	331200	21,79977
Engenho da Rainha	2225685,111	489600	21,99772
Acari	1605608,149	519300	32,34289
Cocotá	496191,6967	94500	19,04506
Cascadura	2839057,83	694800	24,47291
Barros Filho	1723965,088	286200	16,60126
Parada de Lucas	2214673,733	519300	23,44815
Engenho de Dentro	3920508,763	994500	25,36661
Tomás Coelho	1747558,138	515700	29,50975
Piedade	3887169,301	1170000	30,09902
Ribeira	875526,2583	109800	12,54103
Parque Colúmbia	1517211,864	291600	19,21946
Engenheiro Leal	708287,1998	256500	36,21412
Cavalcanti	1924184,32	707400	36,76363
Parque Anchieta	3867236,805	1457100	37,67807
Quintino Bocaiúva	4323888,416	1784700	41,27535
Cacuaia	2083522,648	990000	47,51568
Freguesia (Ilha)	4110361,776	2040300	49,63797
Galeão	18984440,99	3607200	19,00082
Água Santa	2426274,108	1445400	59,57282
Cidade Universitária	4744159,105	1479600	31,18782
Cidade de Deus	1273089,908	28800	2,262213
Gardênia Azul	1236359,513	82800	6,697081
Curicica	3339735,145	425700	12,74652
Pechincha	2831064,727	518400	18,31113
Praça Seca	6500335,54	1647000	25,33715
Taquara	13207333,67	3752100	28,40922
Vila Valqueire	4232452,002	1296900	30,64181
Anil	3500560,811	1059300	30,26087
Tanque	5568290,433	1899900	34,11999

Freguesia (Jacarepaguá)	10328826,88	4083300	39,53305
Barra da Tijuca	48173075,54	15369300	31,90434
Recreio dos Bandeirantes	30680171,16	16057800	52,33934
Itanhangá	13197957,41	9558900	72,42712
Jacarepaguá	75799590,98	54872100	72,39102
Vargem Pequena	14438990,87	10884600	75,38338
Joá	1708061,112	1203300	70,4483
Vargem Grande	39381880,19	34562700	87,76295
Camorim	8860341,235	7407000	83,59723
Grumari	9634434,667	8878500	92,15382
Padre Miguel	4866067,73	342000	7,028262
Magalhães Bastos	1976062,532	288900	14,61998
Inhoaíba	8288112,641	2447100	29,52542
Cosmos	11261628,86	3435300	30,50447
Realengo	25953623,84	9447300	36,4007
Bangu	37440211,1	18346500	49,00213
Senador Camará	17236810,71	9541800	55,35711
Paciência	27255081,89	8951400	32,84305
Santíssimo	8319837,066	4594500	55,22344
Gericinó	2357492,411	1724400	73,14552
Senador Vasconcelos	6441945,34	3688200	57,25289
Pedra de Guaratiba	3523952,484	1565100	44,4132
Sepetiba	11559924,89	5111100	44,21396
Campo Grande	105237329,3	63750600	60,57793
Deodoro	4640785,072	2667600	57,48165
Santa Cruz	122084577,9	65134800	53,35219
Jardim Sulacap	7869640,101	4125600	52,42425
Vila Militar	10757335,34	5663700	52,64966
Guaratiba	135131121,4	82672200	61,17925
Campo dos Afonsos	3252477,784	2073600	63,75447
Barra de Guaratiba	9435155,587	6787800	71,94158

Tabela 3: PCF por Bairro das Áreas de Planejamento.

