

**TATIANE ASSIS VILELA MEIRELES**

**ANÁLISE ESPECTRAL DE PLANTAS AQUÁTICAS SUBMERSAS  
E DE ÁREAS DE USO E COBERTURA DO SOLO QUE  
CONTRIBUEM PARA ESSA PROLIFERAÇÃO POR MEIO DA  
INTEGRAÇÃO DE DADOS OBTIDOS POR SENSORES REMOTOS**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

VIÇOSA  
MINAS GERAIS – BRASIL  
2013

**Ficha catalográfica preparada pela Seção de Catalogação e  
Classificação da Biblioteca Central da UFV**

T

M514a  
2013

Meireles, Tatiane Assis Vilela, 1981-  
Análise espectral de plantas aquáticas submersas e de áreas  
de uso e cobertura do solo que contribuem para essa proliferação  
por meio da integração de dados obtidos por sensores remotos /  
Tatiane Assis Vilela Meireles. – Viçosa, MG, 2013.  
xv, 107 f. : il. (algumas color.) ; 29 cm.

Orientador: Nilcilene das Graças Medeiros.  
Tese (doutorado) - Universidade Federal de Viçosa.  
Inclui bibliografia.

1. Plantas aquáticas. 2. Sensoriamento remoto. 3. Vegetação  
- Mapeamento. I. Universidade Federal de Viçosa. Departamento  
de Engenharia Civil. Programa de Pós-Graduação em  
Engenharia Civil. II. Título.

CDD 22 ed. 581.76

TATIANE ASSIS VILELA MEIRELES

**ANÁLISE ESPECTRAL DE PLANTAS AQUÁTICAS SUBMERSAS  
E DE ÁREAS DE USO E COBERTURA DO SOLO QUE  
CONTRIBUEM PARA ESSA PROLIFERAÇÃO POR MEIO DA  
INTEGRAÇÃO DE DADOS OBTIDOS POR SENSORES REMOTOS**

Tese apresentada à Universidade Federal de Viçosa, como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil, para obtenção do título de *Doctor Scientiae*.

APROVADA: 16 de dezembro de 2013.

---

José Marinaldo Gleriani

---

Mauro A. Homem Antunes

---

Gérson Rodrigues dos Santos  
(Coorientador)

---

Elpídio Inácio Fernandes Filho  
(Coorientador)

---

Prof<sup>a</sup>. Nilcilene G. Medeiros  
(Orientadora)

*Aos meus queridos pais, Virgilio e Ione (in memoriam),  
ao meu amado marido Junior e aos meus  
queridos irmãos  
dedico.*

## AGRADECIMENTOS

Primeiramente a Deus por me abençoar a cada dia me dando força, saúde, alegria e disposição para alcançar os meus objetivos e realizar os meus sonhos.

A minha orientadora Prof<sup>a</sup>. Nilcilene G. Medeiros, pela orientação, apoio, estímulo, dedicação e principalmente pela credibilidade depositada em mim.

Aos professores José Marinaldo Gleriani, Gérson Rodrigues dos Santos e Elpídio Inácio Fernandes, pela contribuição durante a realização desta tese.

Aos meus pais, Virgílio e Ione, por serem o presente mais doce que Deus me proporcionou, a presença mais constante, por me apoiarem em minhas decisões, por me ensinarem a caminhar com meus próprios pés, por me oferecerem amor incondicional e principalmente por fazerem parte da minha vida. Obrigada.

Aos meus irmãos Rodrigo e Isabela, pelo carinho, pela amizade e pelos momentos felizes.

Aos meus tios, Neila e Pedro por me acolherem e por me acompanharem durante toda essa jornada, também pelo carinho e compreensão. E aos primos Fábio, Bruno e Mateus pela amizade.

Aos colegas e amigos do Programa de Pós-Graduação do DEC, pelo incentivo, apoio e troca de conhecimento.

A minha querida amiga e irmã Juliana, pelo apoio, carinho e cuidado.

Principalmente ao meu amado marido Junior, por me incentivar, por estar ao meu lado, por ser meu apoio, meu companheiro e amigo.

## **BIOGRAFIA**

TATIANE ASSIS VILELA MEIRELES, nascida em 20 de novembro de 1981 é filha de Virgílio Vilela de Lima Neto e Ione Assis Lima, e natural da cidade de Jataí, Goiás.

No ano de 2001 ingressou no Curso de Engenharia de Agrimensura na Universidade Federal de Viçosa (UFV), Viçosa – MG, concluindo a graduação em 2007.

No ano de 2009 concluiu o curso de pós-graduação pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil – Área de Concentração em Informações Espaciais, Linha de Pesquisa em Geoprocessamento com ênfase em Sensoriamento Remoto, nível mestrado, na Universidade Federal de Viçosa (UFV).

Em março de 2009 iniciou o curso de pós-graduação pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Civil – Área de Concentração em Informações Espaciais, Linha de Pesquisa em Geoprocessamento com ênfase em Sensoriamento Remoto, nível doutorado, na Universidade Federal de Viçosa (UFV).

Em abril de 2009 tornou-se professora da Universidade Estadual de Montes Claros – UNIMONTES.

# SUMÁRIO

LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS.....	viii
LISTA DE FIGURAS.....	ix
LISTA DE TABELAS.....	xii
RESUMO.....	xiv
ABSTRACT.....	xv
1. INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Caracterização do problema.....	2
1.2 Justificativa.....	2
1.3 Hipótese.....	3
1.4 Objetivos.....	4
1.5 Estruturação da tese.....	6
2. ANÁLISE DA VARIABILIDADE TEMPORAL DA REGIÃO SEMIÁRIDA DO NORTE DE MINAS GERAIS UTILIZANDO O ÍNDICE NDVI E CORRELAÇÃO DESSES DADOS COM VALORES DE PRECIPITAÇÃO PARA PERÍODOS DE CHUVA E ESTIAGEM.....	7
Resumo.....	7
Abstract.....	7
2.1 Introdução.....	8
2.2 Objetivos.....	9
2.2.1 Gerais.....	9
2.2.2 Específicos.....	9
2.3 Fundamentação Teórica.....	9
2.3.1 Uso do NDVI na identificação da sazonalidade da Floresta Estacional Decidual à resposta espectral da água gerados pela implantação de reservatórios.....	9
2.3.2 Krigagem.....	12
2.3.3 Interpolação espacial dos dados de Precipitação.....	15
2.3.4 Correlação entre imagens.....	16
2.4 Metodologia.....	17
2.4.1 Características gerais da área de estudo.....	17
2.4.2 Correção atmosférica.....	18
2.4.3 Determinação do NDVI.....	19
2.4.4 Operação algébrica entre NDVI da época chuvosa e da época seca.....	20

2.4.5	Interpolação dos dados de Precipitação.....	20
2.4.6	Correlação entre os dados NDVI e de precipitação.....	21
2.5	Resultados e Discussão.....	22
2.6	Conclusão .....	37
	Referências Bibliográficas .....	37
3.	CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS ORBITAIS OLI/LANDSAT 8 UTILIZANDO INFORMAÇÕES CONTEXTUAIS PARA IDENTIFICAÇÃO DE PLANTAS AQUÁTICAS E POSSÍVEIS CAUSAS DE PROLIFERAÇÃO ..	42
	Resumo .....	42
	Abstract.....	42
3.1	Introdução .....	43
3.2	Objetivos.....	45
3.2.1	Gerais.....	45
3.2.2	Específicos.....	45
3.3	Fundamentação Teórica.....	46
3.3.1	Comportamento espectral do uso e ocupação do solo .....	46
3.3.2	Comportamento espectral da vegetação .....	47
3.3.3	Comportamento espectral do solo .....	48
3.3.4	Comportamento espectral da água.....	50
3.3.5	Sistema OLI/Landsat 8.....	51
3.3.6	Transformações em imagens multiespectrais .....	52
3.3.7	Plantas Aquáticas.....	53
3.3.8	Uso do Sensoriamento Remoto na detecção de plantas aquáticas invasoras.....	54
3.4	Metodologia.....	56
3.4.1	Área de estudo .....	56
3.4.2	Imagem Orbital.....	58
3.4.5	Gráficos de dispersão para definição do IPA (Índice Identificação de Plantas aquaticas .....	60
3.4.6	Índice de Identificação de Plantas Aquáticas (IPA) .....	60
3.5	Resultados e Discussão.....	62
3.5.1	Gráficos de dispersão para definição do IPA (Índice Identificação de Plantas aquaticas .....	62
3.5.2	Índice de Identificação de Plantas Aquáticas (IPA) .....	65
3.5.3	Classificação supervisionada empregando informações de contexto .....	66
3.6	Conclusão .....	72
	Referências Bibliográficas .....	73

4.	USO DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA NA DETERMINAÇÃO DA INFLUÊNCIA DAS CLASSES DE COBERTURA DO SOLO NA PROLIFERAÇÃO DE PLANTAS AQUÁTICAS SUBMERSAS .....	76
	Resumo .....	76
	Abstract .....	76
4.1	Introdução .....	77
4.2	Objetivos.....	79
4.3	Fundamentação Teórica.....	79
4.3.1	Eutrofização dos corpos d'água.....	79
4.3.2	<i>Egeria densa</i> .....	81
4.3.3	Regressão Múltipla Linear (RML) .....	82
4.4	Metodologia .....	83
4.4.1	Área de estudo .....	83
4.4.2	Imagem Orbital.....	84
4.4.5	Obtenção das classes de uso e cobertura do solo.....	84
4.4.6	Profundidade x ocorrência de plantas aquáticas submersas .....	85
4.4.6	Análise dos dados obtidos por meio da RLM.....	86
4.5	Resultados e Discussão.....	87
4.5.1	Obtenção das classes de uso e cobertura do solo e geração dos buffers.....	87
4.5.2	Profundidade versus ocorrência de plantas aquáticas submersas .....	89
4.5.3	Análise da RML para o buffer de 0,5 km .....	89
4.5.4	Análise da RML para o buffer de 1 km.....	93
4.5.5	Análise da RML para o buffer de 1,5 km .....	96
4.6	Conclusão .....	101
	Referências Bibliográficas .....	102
5.	CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES .....	105
	REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	107

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ETM+	<i>Enhanced Thematic Mapper Plus</i>
MSS	<i>Multispectral Scanner System</i>
NASA	<i>National Aeronautics and Space Administration</i>
TM	<i>Thematic Mapper</i>
OLI	<i>Operacional Land Imager</i>
RLM	Regressão Linear Múltipla
IPA	Índice de identificação de Plantas Aquáticas
IV	Índice de Vegetação
SR	Índice de Vegetação da Razão Simples
NDVI	Índice de Vegetação da Diferença Normalizada
ISBN	<i>International Standard Book Number</i>
IDWN	Índice da Água da Diferença Normalizada
ERTS-1	<i>Earth Resource Technology Satellite</i>
SEBAL	<i>Surface Energy Balance Algorithm for Land</i>
LEGAL	Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Principais parâmetros do semivariograma.....	13
Figura 2 – Localização da Micro Bacia do Rio Gorutuba .....	16
Figura 3 – Ideia utilizada na elaboração do algoritmo utilizado para a correção atmosférica das bandas TM/Landsat 5, usadas na determinação do índice NDVI.....	18
Figura 4 – Perímetro da área em estudo e a espacialização dos blocos empregados na análise da correlação .....	21
Figura 5 – Dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 1990. ....	25
Figura 6 – Dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 1996. ....	26
Figura 7 – Dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 2004.. ....	26
Figura 8 – Dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 2011 .....	27
Figura 9 – Figura 9 – Coluna da esquerda representação do NDVI relativo ao período chuvoso, coluna central representação do NDVI referente ao período de seca e coluna à direita a representação do resultado da operação algébrica de subtração do NDVI da época úmida pelo da época seca.....	28
Figura 10 – Áreas com correlação moderada (coeficiente $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente $> 0,75$ ) entre NDVI e precipitação para o mês de fevereiro do ano de 1990. ....	29
Figura 11 – Áreas com correlação moderada (coeficiente $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente $> 0,75$ ) entre NDVI e precipitação para o mês de março do ano de 1990. ....	30
Figura 12 – Áreas com correlação moderada (coeficiente $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente $> 0,75$ ) entre NDVI e precipitação para o mês de julho do ano de 1990. ....	30
Figura 13 – Áreas com correlação moderada (coeficiente $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente $> 0,75$ ) entre NDVI e precipitação para o mês de agosto do ano de 1990 .....	31
Figura 14 – Áreas com correlação moderada (coeficiente $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente $> 0,75$ ) entre NDVI e precipitação para o mês de fevereiro do ano de 1996 .....	32
Figura 15 – Áreas com correlação moderada (coeficiente $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente $> 0,75$ ) entre NDVI e precipitação para o mês de março do ano de 1996. ....	33

Figura 16 – Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre NDVI e precipitação para o mês de fevereiro do ano de 2004. ....	34
Figura 17- Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre NDVI e precipitação para o mês de março do ano de 2004. ....	34
Figura 18 – Figura 18- Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre NDVI e precipitação para o mês de fevereiro do ano de 2011 .....	35
Figura 19 – Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre NDVI e precipitação para o mês de março do ano de 2011 .....	36
Figura 20 – Comportamento espectral da vegetação sadia. ....	48
Figura 21 – Comportamento espectral do solo.....	49
Figura 22 – Comportamento espectral da água. ....	50
Figura 23 – Composição colorida das bandas 4, 5 e 6 do OLI/Landsat 8 referente a área em estudo.....	57
Figura 24 – Ideia utilizada na elaboração do algoritmo utilizado para a correção atmosférica das bandas TM/Landsat 5, usadas na determinação do índice NDVI .....	58
Figura 25 – Localização dos pontos de incidência de plantas aquáticas levantados em campo. ....	59
Figura 26 – Ideia empregada para o desenvolvimento do algoritmo utilizado para a obtenção do IPA. ....	61
Figura 27 – Separabilidade das classes: água (a); plantas aquáticas (b); sedimentos e plantas aquáticas (c) e sedimentos (d) e dispersão no gráfico dos pixels correspondentes a cada classe .....	63
Figura 28 – Tentativa de separabilidade da classe água empregando as bandas 1 e 2 do OLI/Landsat 8 e dispersão no gráfico dos pixels correspondentes a essa classe. ....	64
Figura 29 – Tentativa de separabilidade da classe água empregando as bandas 4 e 5 do OLI/Landsat 8 e dispersão no gráfico dos pixels correspondentes a essa classe. ....	64
Figura 30 – Ideia empregada para o desenvolvimento do algoritmo utilizado para a obtenção do IPA .....	66
Figura 31 – Mapa Batimétrico do reservatório Bico da Pedra.....	67
Figura 32 – IPA para o reservatório Bico da Pedra. ....	67
Figura 33 – Reclassificação do IPA para identificação das classes de interesse... ..	68
Figura 34 – Uso do solo para a Micro Bacia do Rio Gorutuba, obtido por meio da reclassificação do NDVI... ..	69
Figura 35 – Uso do solo para a Micro Bacia do Rio Gorutuba, obtido por meio da classificação das bandas 4, 5 e 6 utilizando o classificador MaxVer.....	69

Figura 36– Imagem obtida através do índice (a), da imagem classificada (b) e do mapa batimétrico (c) respectivamente .....	70
Figura 37 – Uso do solo para a Micro Bacia do Rio Gorutuba, obtido por meio da classificação das bandas 4, 5 e 6; do NDVI e do IPA, utilizando o classificador MaxVer... ..	71
Figura 38 – Localização e cobertura do solo das áreas ao entorno do reservatório Bico da Pedra.....	84
Figura 39 – Uso e cobertura do solo no entorno do reservatório em estudo para os buffers de 0,5; 1 e 1,5 km.....	88
Figura 40 – Identificação de áreas de maior ocorrência a eutrofização .....	89
Figura 41 – Identificação de faixas para identificação de áreas mais propensas a eutrofização .....	90
Figura 42 – Gráfico de representação das correlações entre a profundidade e as classes: solo exposto, agricultura, pastagem e mata para o buffer de 0,5 km.. .....	92
Figura 43 – Representação gráfica da análise de resíduos do ajuste para o buffer de 0,5 km.....	93
Figura 44 – Gráfico de representação das correlações entre a profundidade e as classes: solo exposto, agricultura, pastagem e mata para o buffer de 1 km.. .....	96
Figura 45 – Representação gráfica da análise de resíduos do ajuste para o buffer de 1 km .....	97
Figura 46 – Gráfico de representação das correlações entre a profundidade e as classes: solo exposto, agricultura, pastagem e mata para o buffer de 1,5 km .....	99
Figura 47 – Representação gráfica da análise de resíduos do ajuste para o buffer de 1,5 km.....	100

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Dados das imagens TM/Landsat 5 utilizadas para aplicação do NDVI. ....	19
Tabela 2 – Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 1990 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma .....	23
Tabela 3 – Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 1996 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma.. ....	23
Tabela 4 – Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 2004 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma .....	24
Tabela 5 – Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 2011 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma. ....	24
Tabela 6 – Ocorrência de correlação moderada a forte nos meses de fevereiro, março, julho e agosto do ano de 1990.....	31
Tabela 7 – Ocorrência de correlação moderada a forte nos meses de fevereiro e março do ano de 1996.. ....	33
Tabela 8 – Ocorrência de correlação moderada a forte nos meses de fevereiro e março do ano de 2004... ..	35
Tabela 9 – Ocorrência de correlação moderada a forte nos meses de fevereiro e março do ano de 2011. ....	35
Tabela 10 – Características espectrais do sensor imageador OLI.....	52
Tabela 11 – Exatidão das classes obtida na classificação empregando somente as bandas espectrais 4, 5 e 6.. ....	70
Tabela 12– Exatidão das classes obtidas na classificação empregando informação de contexto e as bandas 4, 5 e 6 do OLI/Landsat 8.....	72
Tabela 13 – Disposição das médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao <i>buffer</i> de 0,5 km e inseridas <i>software</i> R Development Core Team (2013), para determinação da relação entre as variáveis em estudo... ..	91
Tabela 14 – Estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o <i>buffer</i> de 0,5km.. ....	91
Tabela 15 – Disposição das médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao <i>buffer</i> de 1 km e inseridas no <i>software</i> R Development Core Team (2013), para determinação da relação entre as variáveis em estudo.. ....	95
Tabela 16 – Estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o <i>buffer</i> de 1 km.....	95
Tabela 17– Disposição das médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao <i>buffer</i> de 1,5 km e inseridas no <i>software</i> R	

Development Core Team (2013), para determinação da relação entre as variáveis em estudo.....	98
Tabela 18 – Estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o buffer de 1,5 km....	98

## RESUMO

MEIRELES, Tatiane Assis Vilela, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, dezembro de 2009. **Análise espectral de plantas aquáticas submersas e de áreas de uso e cobertura do solo que contribuem para essa proliferação por meio da integração de dados obtidos por sensores remotos.** Orientadora: Nilcilene das Graças Medeiros. Coorientadores: Elpídio Inácio Fernandes Filho, Gérson Rodrigues dos Santos.

Esta tese foi estruturada em formato de artigos, sendo o primeiro destinado a identificar o padrão de sazonalidade da Floresta Estacional Decidual, localizada na região Semiárida do Norte de Minas Gerais, durante o período de chuva e de estiagem, para os anos de 1990, 1996, 2004 e 2011, a partir da correlação entre o NDVI e os dados pluviométricos. Os resultados comprovaram correlação direta entre as variáveis NDVI e precipitação, indicando ser a precipitação uma variável de grande influência no vigor vegetativo deste tipo de formação. A finalidade do segundo artigo foi usar informações intra e extra contexto, a fim de determinar uma resposta temática mais precisa para as classes de informação, num processo de classificação de imagens orbitais. Para a obtenção da informação intra contexto, propôs-se a criação de um índice baseado no comportamento espectral das plantas aquáticas submersas. Para as informações extra contexto empregou-se o NDVI. Os resultados comprovaram que o uso do índice proposto foi eficaz na identificação de áreas com ocorrência de plantas aquáticas invasoras, áreas assoreadas e áreas isentas da invasão. O terceiro artigo buscou identificar a influência das classes de uso e cobertura do solo espacializadas a distâncias de 0,5 km; 1 km e 1,5 km, na proliferação de plantas aquáticas submersas, localizadas no entorno do reservatório em estudo. As relações entre as variáveis: uso e cobertura do solo, profundidade e plantas aquáticas submersas foram inferidas através do uso de técnicas de Regressão Linear Múltipla. Assim, para distâncias de até 0,5 km obteve-se  $R^2 = 0,37$ , e grau de confiança do ajuste igual a 92%. Para distâncias de 1 km,  $R^2 = 0,42$  e grau de confiança do ajuste igual a 96%. Para distâncias de 1,5 km,  $R^2 = 0,38$  e grau de confiança do ajuste igual a 93%. A partir desses resultados foi possível verificar que as análises geradas para distâncias de 1 km apresentaram uma melhor resposta em comparação às demais distâncias. As distâncias de 0,5 e 1,5 km são estatisticamente iguais não podendo ser inferido nada sobre elas.

## ABSTRACT

MEIRELES, Tatiane Assis Vilela, D.Sc., Universidade Federal de Viçosa, December, 2009. **Spectral analysis of submerged aquatic plants and use areas and ground cover that contribute to such proliferation through the integration of data from remote sensors.** Adviser: Nilcilene das Graças Medeiros. Co-advisers: Elpídio Inácio Fernandes Filho, Gérson Rodrigues dos Santos.

This thesis has been structured in form of articles, the first aimed at identifying the seasonality pattern of seasonal deciduous forest located in the semiarid North of Minas Gerais, during the rainy and dry seasons, for the years 1990, 1996, 2004 and 2011, from the correlation between NDVI and rainfall data. The results showed direct correlation between NDVI and rainfall variables, indicating that precipitation is a variable of great influence on the vigor of this type of training. The objective of the second article was to use intracontextuais and extracontextuais information, in order to determine a more precise thematic answer to information classes, in an orbital image classification process. To obtain the intracontextuais information, the creation of an index was proposed based on the spectral behavior of the existing submerged aquatic plants in Bico da Pedra Reservoir - MG, supporting the choice of control practices. To the extracontextuais information, the NDVI was used. The results showed that the use of index proposed was effective to identify areas of occurrence of invasive aquatic plants, of silted areas and areas free of invasion. The third article aimed at identifying the influence of use and land cover classes, spatialized at distances of 0.5 km; 1 km and 1.5 km around Bico da Pedra Reservoir, located in the northern region of Minas Gerais, in the proliferation of submerged aquatic plants, using Multiple Linear Regression techniques in order to infer on the relationships between the variables of use and land cover, reservoir depth and submerged aquatic plants. The results showed that for distances up to 0.5 km it was obtained  $R^2 = 0,37$  and confidence degree of 92%. For distances of 1 km it was obtained  $R^2 = 0,42$  and confidence degree of 96%. For distances of 1.5 km it was obtained  $R^2 = 0,38$  and confidence degree of 93%. From these results it was possible to verify that the analyses generated for distances of 1 km presented a better answer compared to the other distances. The distances of 0.5 and 1.5 km are statistically equal and nothing can be inferred about them.

# 1. INTRODUÇÃO

A água é um recurso vital imprescindível tanto ao equilíbrio dos ecossistemas aquáticos e terrestres quanto ao bem estar e saúde do homem. No entanto, diversas atividades antrópicas vêm influenciando sua qualidade, entre elas a presença de atividades agrícolas que ocorrem no entorno das bacias hidrográficas, comprometendo assim a qualidade da água devido ao uso excessivo de agrotóxicos e fertilizantes que são carregados para os rios.

O aumento do desmatamento, o desrespeito ao uso e conservação do solo e principalmente a ausência de planejamento, favorecem o acúmulo de material sedimentável e de nutrientes no leito dos rios e reservatórios, proporcionando assim uma condição de desequilíbrio caracterizada pela grande disponibilidade de nutrientes, e conseqüentemente o processo de eutrofização.

A eutrofização é um fenômeno ocasionado pelo aumento de nutrientes nos ecossistemas aquáticos, frequentemente ocasionado por atividades antrópicas, com o uso de fertilizantes agrícolas e dejetos domésticos, estando relacionada ao aumento de um ecossistema, ou aumento desordenado de plantas aquáticas. Os processos de eutrofização promovem inúmeros danos ao ecossistema aquático, destacando-se: acesso restrito à pesca e as atividades recreativas, degradação da qualidade da água, aumento da decomposição orgânica, alterações no metabolismo do sistema aquático, diminuição da biodiversidade, ausência de oxigênio dissolvido influenciando diretamente no ciclo de vida da fauna aquática, entre outros. Embora não existam programas mais direcionados no Brasil, nos EUA investem-se anualmente quantias consideráveis em programas de controle e erradicação de macrófitas.

Assim, estudos direcionados a detecção de processos eutróficos e ao desenvolvimento de técnicas que visem aprimorar o seu monitoramento, são indispensáveis nos dias atuais, pois permitem a geração de diagnósticos além de apontarem soluções para tomadas de decisões.

Mesmo existindo estudos baseados no uso de sensores hiperespectrais aerotransportados que apresentaram êxito na identificação de macrófitas aquáticas, ainda existem alguns fatores limitantes quanto a sua utilização, uma vez que os custos envolvidos são altos, com a necessidade de voos frequentes. Além disso, muitas vezes a aquisição dos dados e o levantamento de toda área levam dias para execução.

Com o lançamento do sensor OLI/Landsat 8 em fevereiro de 2013, imagens orbitais são disponibilizadas gratuitamente em portais do governo americano a cada 16 dias, a uma faixa de imageamento de 185 km e com melhora da resolução radiométrica para 12 bits, agregando assim, novos dados ao acervo do sistema Landsat TM, e conseqüentemente, maior número de dados orbitais para estudos ambientais.

Neste contexto, esta tese visa propor uma metodologia baseada no uso de imagens orbitais provenientes dos sensores TM/Landsat 5 e OLI/Landsat 8, técnicas de processamento de imagens e Geoestatística, que permita a identificação de plantas aquáticas submersas, bem como, a identificação de quais classes de uso e cobertura do solo, existentes no reservatório do Bico da Pedra, localizado no Norte do Estado de Minas Gerais, a fim de verificar sua influência na proliferação das plantas aquáticas submersas.

## **1.1 Caracterização do problema**

Diversas atividades antrópicas podem comprometer a qualidade da água e causar desequilíbrio na dinâmica do ecossistema, promovendo assim uma crescente inquietação relacionada não apenas à quantidade disponível deste recurso, mas, especialmente, à sua qualidade. Tal fato tem favorecido a degradação da biodiversidade e conseqüentemente o comprometimento dos diversos usos das águas, resultando deste modo, em uma proliferação desordenada de plantas aquáticas, causada pela eutrofização dos corpos hídricos.

## **1.2 Justificativa**

O mapeamento da extensão e o monitoramento da invasão de macrófitas submersas, quando obtidos por meio do uso de técnicas tradicionais, podem elevar o

custo da intervenção principalmente se for considerado: a extensão dos reservatórios brasileiros, a necessidade de monitoramento de campo e a utilização de tripulação embarcada. Entretanto, a combinação dos dados levantados *in loco* com imagens provenientes do Sensoriamento Remoto constitui-se uma alternativa, nos casos em que se trabalha com grandes extensões de áreas submersas (JENSEN, 2009).

O emprego do Sensoriamento Remoto como fonte de informação no estudo dos recursos naturais, no monitoramento da vegetação e de sua dinâmica tem se tornado cada vez mais presente (GURGEL et al., 2003). Tal ferramenta tem possibilitado a obtenção de informações adequadas sobre a distribuição espacial e temporal permitindo a análise, identificação e monitoramento das mudanças ocorridas no meio, uma vez que possibilita a distinção de diferentes fenômenos em estudo, devido à habilidade de registrar as variações de radiância dos alvos presentes na superfície terrestre.

Uma limitação, porém, quanto ao emprego de imagens orbitais no monitoramento da distribuição espaço-temporal de vegetação aquática submersa, refere-se à atenuação da radiação pela água, afetando a resposta espectral de tais macrófitas. Alguns estudos realizados comprovaram a dificuldade na identificação e no mapeamento dessas plantas em reservatórios e estuários (HESTIR et al., 2008, ROTTA, 2011). Contudo, supõe-se que a ocorrência de macrófitas submersas em reservatórios promova de alguma forma, modificações na resposta espectral da água, possibilitando assim a constatação de incidência de uma invasão.

Nesse sentido, o desenvolvimento de metodologias que permitam a obtenção eficaz e contínua do mapeamento e monitoramento de possíveis áreas eutróficas, possibilitando assim a análise da espacialização das vegetações aquáticas é fundamental em estudos destinados à avaliação da qualidade da água. Procedimentos voltados à detecção da incidência de plantas aquáticas em reservatórios, lagos e cursos d'água de modo a direcionar a tomada de decisão na implantação de medidas de controle e contenção de dano são imprescindíveis.

### 1.3 Hipótese

O estudo se baseia na seguinte hipótese:

1. É possível o uso de ferramentas de processamento digital de imagens orbitais e técnicas de Geoestatística na detecção da presença de macrófitas submersas e inferir a respeito da correlação entre processos eutróficos e usos e cobertura do solo e profundidade de um reservatório.

### 1.4 Objetivos

Esta pesquisa destina-se ao uso de imagens provenientes dos sensores TM/Landsat 5 e OLI/Landsat 8 na identificação de classes de uso e cobertura do solo que promovem ou auxiliam o desenvolvimento de processos eutróficos, propondo um índice que permita detectar áreas eutróficas, bem como a determinação da correlação do uso e cobertura do solo e dados de profundidade com plantas aquáticas invasoras.

Diante deste contexto, os objetivos específicos deste estudo são:

- (i) Analisar o padrão de sazonalidade da Floresta Estacional Decidual, durante o período de chuva e de estiagem, para os anos de 1990, 1996, 2004 e 2011 a partir do monitoramento da variabilidade temporal da Micro Bacia do Rio Gortuba, através do uso do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI);
- (ii) Correlacionar dados pluviométricos de precipitação e dados NDVI por meio do coeficiente de correlação linear de Pearson;
- (iii) Sugerir índice para detecção de vegetação aquática submersa baseado no uso de imagem do sensor OLI/TM;
- (iv) Verificar quais possíveis áreas estão influenciando a proliferação das plantas aquáticas submersas existentes no reservatório do Bico da Pedra, empregando para isso, no processo de classificação supervisionada, informações de contexto tais como, dados NDVI e

dados provenientes do índice gerado para detecção de plantas aquáticas submersas;

- (v) Identificar a influência das classes de uso e cobertura do solo espacializadas a distâncias de 0,5km; 1km e 1,5km, no entorno do reservatório Bico da Pedra, na proliferação de plantas aquáticas submersas empregando técnicas de Regressão Linear Múltipla.

## **1.5 Estruturação da Tese**

Esta tese foi estruturada em formato de artigos. O capítulo 1 apresenta uma introdução, problema e justificativa, bem como a hipótese e os objetivos que geraram as motivações necessárias a realização deste estudo; O capítulo 2 apresenta o primeiro artigo, destinado a identificar o padrão de sazonalidade da Floresta Estacional Decidual, bem como avaliar a correlação entre dados NDVI (Índice de Vegetação por Diferença Normalizada) e dados pluviométricos. O capítulo 3 refere-se ao segundo artigo voltado ao desenvolvimento de índice aplicado na detecção de plantas aquáticas submersas visando à classificação de imagens com o uso de informação de contexto. O quarto capítulo apresenta o terceiro artigo destinado a identificar as relações entre as variáveis de uso e cobertura do solo, profundidade do reservatório e plantas aquáticas submersas. O capítulo 5 apresenta as conclusões desta pesquisa.

## **2. ANÁLISE DA VARIABILIDADE TEMPORAL DA REGIÃO SEMIÁRIDA DO NORTE DE MINAS GERAIS UTILIZANDO O NDVI E A CORRELAÇÃO DESSES DADOS COM VALORES DE PRECIPITAÇÃO PARA PERÍODOS DE CHUVA E ESTIAGEM**

### **Resumo**

Este trabalho buscou identificar o padrão de sazonalidade da Floresta Estacional Decidual, durante o período de chuva e de estiagem, para os anos de 1990, 1996, 2004 e 2011, visando o monitoramento da variabilidade temporal da Micro Bacia do Rio Gorutuba, localizada na região Semiárida do Norte de Minas Gerais, através do uso do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI). As imagens NDVI foram correlacionadas às imagens interpoladas pelo método de Krigagem obtidas a partir dos dados das estações pluviométricas localizadas na região em estudo, por meio do coeficiente de correlação linear de Pearson, de forma a inferir sobre a resposta quase imediata desta unidade florestal à incidência de chuva. Os resultados comprovaram que a correlação direta entre as variáveis NDVI e precipitação em fisionomias vegetais como a Floresta Estacional Decidual é significativa, indicando ser a precipitação uma variável de grande influência no vigor vegetativo deste tipo de formação.

**Palavras chave:** Floresta Estacional Decidual, Índices Espectrais, Precipitação, Krigagem, Correlação.

### **Abstract**

This study aimed to identify the seasonality pattern of Deciduous Seasonal Forest, during the rainy and dry periods, for the years 1990, 1996, 2004 and 2011, aiming to monitor the temporal variability of Gorotuba River's Watershed, located in the semiarid region of the North of Minas Gerais, through the use of Normalized Difference Vegetation Index (NDVI). The NDVI images were correlated to the images interpolated by Kriging method, obtained from the data of rainfall stations located in the study region, through Pearson's linear correlation coefficient, in order to infer on the almost immediate response of this forest unit to the incidence of rain. The results showed that the direct correlation between the variables NDVI and rainfall in vegetation types such as the Deciduous Seasonal Forest is effective, confirming to be rainfall the variable of major influence in the vegetative vigor of this type of formation.

**Keywords:** Deciduous Seasonal Forest, Spectral Indices, Rainfall, Kriging, Correlation.

## 2.1 Introdução

Os processos de desertificação, ocorridos nas regiões áridas, semiáridas e subúmidas secas, estão vinculados tanto à variabilidade climática, quanto às ações antrópicas geradas pelo uso não sustentável dos recursos naturais e por práticas agrícolas inadequadas (VIANA, 1999). A deficiência na precipitação é uma das características mais eminentes dessas regiões intensificando categoricamente tais processos.

O comportamento da precipitação pluvial em uma determinada região pode influenciar diretamente as condições ambientais, o balanço hídrico e indiretamente outras variáveis, tais como temperatura, umidade relativa do ar e radiação solar, que agregadas, atuam como fatores fundamentais para o crescimento e desenvolvimento da vegetação (SANTOS, 2005).

Vieira (2000) menciona que para compreender as transformações ocorridas no meio, decorrentes da evolução natural, das ações humanas e das mudanças climáticas é necessário realizar diversas observações com uma série de dados espaciais em diferentes escalas no tempo. Deste modo, o uso do Sensoriamento Remoto tem se tornado cada vez mais promissor, isso por possibilitar o monitoramento, a análise e a avaliação das condições da superfície terrestre, através do uso de imagens orbitais, além de gerar subsídios que permitam a compreensão mais detalhada tanto do padrão de cobertura do solo quanto do nível da mudança deste padrão.

Entre as aplicações do Sensoriamento Remoto tem se destacado, parra os estudos voltados à análise da degradação ambiental, densidade da cobertura vegetal e planejamento dos recursos naturais, os Índices de Vegetação, os quais foram desenvolvidos com o intuito de auxiliar no monitoramento da vegetação. Grande parte desses índices foram formulados baseados em interações entre a vegetação e a energia eletromagnética nos comprimentos de onda do vermelho e do infravermelho próximo, podendo ser uma razão, diferença ou várias combinações algébricas entre os valores de reflectância do visível e do infravermelho próximo.

Neste contexto, este trabalho é direcionado de forma a monitorar a variabilidade temporal da Região Semiárida do Norte de Minas utilizando o Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) a fim de identificar o padrão de sazonalidade da Floresta Estacional Decidual, durante o período de chuva e de estiagem, entre os anos

de 1990 a 2011, bem como avaliar a correlação entre dados NDVI e dados pluviométricos, gerados a partir da interpolação por Krigagem das estações pluviométricas localizadas na região em estudo, por meio do coeficiente de correlação linear de Pearson.

A premissa a ser testada baseia-se no fato de que a Floresta Estacional Decidual, por se tratar de fisionomia vegetal com menor disponibilidade hídrica, responde de forma diferenciada aos padrões sazonais da precipitação.

## **2.2 Objetivos**

### **2.1.1 Gerais**

O objetivo desta pesquisa é o monitoramento da variabilidade espaço-temporal da vegetação existente na Micro Bacia do Rio Gortuba, localizada na região Semiárida do Norte de Minas, através do uso do Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI) empregado na caracterização da sazonalidade da Floresta Estacional Decidual, durante o período de chuva e de estiagem, para os anos de 1990, 1996, 2004 e 2011.

### **2.1.2 Específicos**

- Interpolação por Krigagem dos dados de precipitação provenientes das estações pluviométricas contidas e pertencentes às regiões vizinhas da Micro Bacia de estudo, durante o período estabelecido;
- Análise da correlação entre dados NDVI e dados pluviométricos, por meio do coeficiente de correlação linear de Pearson.

## **2.3 Fundamentação Teórica**

### **2.3.1 Uso do NDVI na identificação da sazonalidade da Floresta Estacional Decidual**

As Matas Secas são formações vegetais do Cerrado também conhecidas como Floresta Estacional Decidual (SILVA e SCARIOT, 2003). Tais matas são predominantemente caducifólias, apresentando deciduidade evidenciada com ocorrência de mais de 50% de perda de folhagem em períodos de seca e cobertura arbórea de 70% a 95% em períodos chuvosos (VELOSO et al., 1991; RIBEIRO e WALTER, 1998; IVANAUSKAS e RODRIGUES, 2000).

Tais formações incidem em parte dos Estados de Minas Gerais, Goiás, Mato Grosso e Bahia (RIZZINI, 1979). A Floresta Estacional Decidual ocorre em sua maioria sobre solos de origem calcária e em sua minoria em solos de outras origens (RIBEIRO e WALTER, 1998).

Segundo Ivanauskas e Rodrigues (2000), a expansão das áreas voltadas à agropecuária tem causado alterações e fragmentações nas áreas cobertas por Mata Seca promovendo assim degradação ambiental, alterações climáticas, além de comprometer os ecossistemas.

A variabilidade e o comportamento deste tipo de unidade florestal podem ser identificados por meio das técnicas de Sensoriamento Remoto. Segundo Carvalho (2005), tais técnicas têm se mostrado bastante eficazes em estudos destinados ao monitoramento do vigor vegetativo. Sendo os índices de vegetação uma das principais ferramentas destinadas à identificação e dinâmica da vegetação.

Liu (2007) comenta que o uso dos índices de vegetação permite sintetizar as informações espectrais e discriminar as áreas cobertas por vegetação, além de possibilitar a análise das condições de crescimento das culturas, ocorrências de doenças, pragas, secas, geadas e diversos eventos catastróficos meteorológicos.

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*) é dos índices mais empregados. Tal índice foi desenvolvido por Rouse *et al.* (1973) para inferir o grau de cobertura vegetal da superfície terrestre.

O NDVI é um modelo resultante da álgebra entre os níveis de reflectância de imagens orbitais, composto pelas respostas das bandas espectrais do vermelho e infravermelho próximo. Os valores provenientes de tal índice estão contidos em uma escala que varia de -1 e 1 (RAMME *et al.*, 2010). A Equação 1 apresenta o modelo empregado na obtenção do NDVI.

$$NDVI = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V} \quad (1)$$

Em que:

NDVI - Índice de Vegetação da Diferença Normalizada;

$\rho_{IV}$ - reflectância na banda do infravermelho próximo;

$\rho_V$  - reflectância na banda do vermelho.

Segundo Holben (1986), os maiores valores de NDVI referem-se a coberturas vegetais mais densas. A presença de nuvens e água, na maioria das vezes está associada a valores negativos de NDVI. Rochas e solos expostos apresentam reflectância semelhantes nas regiões espectrais do vermelho e infravermelho, utilizadas no cálculo do NDVI, gerando assim, valores próximos a zero.

O emprego do NDVI em regiões semiáridas tem permitido não apenas identificar e avaliar, mas principalmente monitorar o nível de degradação dessas áreas. Bezerra *et al.* (2011) empregaram o NDVI em regiões semiáridas juntamente com uso de outras ferramentas do geoprocessamento, entre elas o algoritmo SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm for Land*). Os resultados comprovaram diminuição no albedo da superfície e acréscimo no NDVI.

Liu *et al.* (1991), divulgaram que as áreas de vegetação com estresse, inferidas pelo NDVI, relacionavam-se em sua maioria com as áreas afetadas pelos impactos da seca geradas pelo *El Niño*.

Accioly *et al.* (2002) utilizaram índices de vegetação e fração de vegetação, obtida através do modelo de análise de misturas em imagens provenientes do sensor TM/Landsat 5, visando estimar parâmetros estruturais da Floresta Nacional do Araripe, no Ceará. Os resultados mostraram que a fração de vegetação verde, os índices de vegetação e as respostas de bandas individuais, apresentaram correlação positiva e significativa com valores de coeficientes de correlação variando entre 0,33 e 0,60.

Diversos estudos mostram a relevância da análise temporal da vegetação por meio de séries temporais de índices espectrais de vegetação (FERREIRA *et al.*, 2003; FERREIRA e HUETE, 2004; CARVALHO *et al.*, 2008; FORMIGONI *et al.*, 2011).

Gurgel *et al.* (2003) avaliaram a variabilidade do NDVI no território brasileiro, utilizando análise de agrupamentos e imagens provenientes do sensor *Advanced Very High Resolution Radiometer* (AVHRR) para o período 1982 a 1993. Os resultados obtidos mostraram que na região Amazônica o ciclo anual do NDVI não é bem definido, apresentando valores máximos do índice no mês de junho, dois meses após o período chuvoso, e valores mínimos ocorrendo em dois períodos distintos: entre fevereiro e março e setembro e novembro. As regiões de cerrado apresentaram ciclo anual definido, com valores máximos de NDVI entre março e maio, e mínimos em setembro, final do período seco. A região nordeste do Brasil coberta pela caatinga apresentou um ciclo anual bem definido, com valores mais elevados de NDVI entre os meses de abril e maio, final do período das chuvas, e os menores em setembro e outubro. A região sul do País não apresentou ciclo anual nítido, os valores máximos de NDVI ocorreram entre março e junho e os valores mínimos no mês de agosto.

### **2.3.2 Krigagem**

A base da Interpolação Espacial está fundamentada nas relações espaciais ou na similaridade entre os fenômenos geográficos. Por meio dessa técnica as observações pontuais são convertidas em campos contínuos espaçados por toda a região de forma a representar a geometria espacial das características do fenômeno. Sendo assim, a interpolação permite a estimativa do valor de um determinado atributo em locais não amostrados, a partir de pontos amostrados ao redor da área de interesse (CÂMARA e MEDEIROS, 1998).

A geração de superfícies contínuas através de dados distribuídos irregularmente em campo é uma tarefa multidisciplinar. Diversos métodos podem ser empregados de modo a realizar tal tarefa, porém a dificuldade está na escolha do método que melhor se adeque ao problema e que gere estimativas mais fidedignas. Assim, dependendo das características do conjunto de dados e dos objetivos do estudo deve-se estabelecer critérios para decidir se o método escolhido é adequado (CARUZO e QUARTA, 1998).

Dentre os métodos de interpolação estão os geoestatísticos, que se baseiam na correlação espacial entre observações vizinhas para predizer valores em locais não amostrados (CARVALHO e ASSAD, 2005; KERRY e OLIVER, 2008). Cada fenômeno a ser modelado possui características específicas que irão se adaptar a um

determinado método de interpolação espacial, como por exemplo, a Krigagem, na localização do vizinho mais próximo; splines, na suavidade e tensão, ou em funções (polinomiais, multi-quádricas) (MITAS e MITASOVA, 1999).

Segundo Vieira (2000) através da análise do semivariograma é possível identificar a ocorrência da dependência espacial entre as amostras coletadas. Sendo comprovada tal dependência a estimativa para os locais não amostrados poderá ser obtida sem tendenciosidade e com variância mínima através do método de Krigagem.

O semivariograma é empregado como ferramenta básica durante a Krigagem por permitir a representação quantitativa da variação de um fenômeno regionalizado no espaço e no tempo (CARVALHO *et al.*, 2009) e também por expressar a dependência espacial entre os dados amostrados. Entre os modelos de semivariograma que podem ser empregados destacam-se modelos isotrópicos experimentais do tipo esférico e exponencial, ambos com patamar, os quais vêm demonstrando resultados satisfatórios em estudos que utilizam dados de precipitação (ZAMBOTI, 2001).

Segundo Guerra (1988), a obtenção do semivariograma refere-se à etapa de maior relevância durante o processo de uma estimativa geoestatística por influenciar diretamente os resultados e conclusões provenientes da Krigagem, uma vez que essa ferramenta permite analisar a dispersão natural das variáveis regionalizadas, representando o grau de continuidade do fenômeno estudado (Equação 2).

$$2\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{n(h)} \sum_{i=1}^{n(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2 \quad (2)$$

Onde:

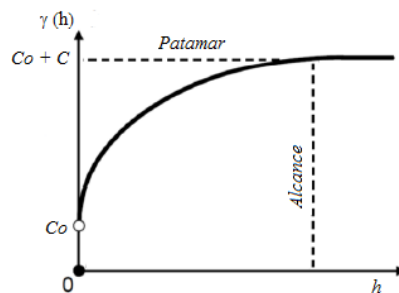
$z(x_i)$  é o valor da variável no ponto  $x_i$ ;

$z(x_i+h)$  é o valor da variável no ponto  $x_i + h$ ;

$n(h)$  é o número de pares distanciados a uma distância  $h$ .

Os principais parâmetros presentes num semivariograma são: o alcance referente à distância a partir da qual as amostras não apresentam dependência espacial (ANDRIOTTI, 2003), o efeito pepita ( $C_0$ ) relacionado a erros de medição ou ao fato de que os dados não foram coletados a intervalos suficientemente pequenos para mostrar o comportamento espacial subjacente do fenômeno em estudo (GUERRA, 1988 e

LANDIM, 1998), o patamar ( $C_0+C$ ) que representa o valor da variância total da variável em estudo equivalente ao ponto de sua estabilização, e a variância espacial ou de dispersão é representada por ( $C$ ). A representação do semivariograma é ilustrada na Figura 1.



**Figura 1** - Principais parâmetros do semivariograma  
Fonte: Adaptado de Andriotti (2003).

Diversas pesquisas têm comprovado que entre os demais métodos de interpolação a Krigagem tem apresentado um desempenho superior (MELLO *et al.*, 2003; MELLO *et al.*, 2006; CASTRO *et al.*, 2010; SOUZA *et al.*, 2010; GARDIMAN JUNIOR *et al.*, 2012). Porém segundo Mello *et al.*, (2005) o desempenho deste interpolador geoestatístico está associada à melhor modelagem do semivariograma, acompanhado de uma análise exploratória prévia dos dados.

Segundo Andriotti (2003), a Krigagem é um sistema de equações que possibilita calcular o valor de cada um dos ponderadores, onde a variância de estimativa é mínima e a soma dos ponderadores corresponde a 1. A Equação 3 expressa o modelo empregado em processos de Krigagem.

$$Z_k^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i \cdot z(x_i) \quad (3)$$

Em que:

$$\sum_{i=1}^n \lambda_i = 1 \text{ (condição de universalidade, sem tendência);}$$

$$\sigma_k^2 = E(Z - Z_k^*)^2 \text{ é mínimo (condição de otimalidade).}$$

Na equação 3,  $\lambda_i$  são os ponderadores associados aos dados experimentais  $z(x_i)$ ;  $n$  é o número total desses dados;  $Z_k^*$  é o estimador de Krigagem e fornece a variância da estimação, o asterisco é uma designação de estimador; e  $Z$  é o valor

(condição de universalidade, sem tendência) é mínimo (condição de otimalidade) (ANDRIOTTI, 2003).

Os métodos mais comuns são: Krigagem simples, Krigagem ordinária, Krigagem universal, co-Krigagem e Krigagem indicativa.

Segundo Landim (2003), a Krigagem simples baseia-se no emprego de diversas técnicas de análise de regressão, lineares ou não lineares, de modo a minimizar a variância estimada por meio de um modelo que considera a dependência estocástica entre os dados distribuídos no espaço. Santos et al. (2011) afirma que a Krigagem Simples é o melhor interpolador linear entre as Krigagens. Este método é empregado quando a média é assumida como conhecida para toda área (Equação 4).

$$Z_{KS}^*(x_o) = m_o + \sum_{i=1}^n \lambda_i [Z(x_i) - m_i] \quad (4)$$

Onde:

$m_i = E[Z(x_i)]$  - médias, as quais são assumidas como conhecidas;

$m_o$  - média no ponto  $x_o$  e  $\lambda_i$ ,  $\{i = 1, n\}$ , são os pesos associados aos dados.

### 2.3.3 Interpolação espacial dos dados de Precipitação

Por se tratar de um fator extremamente importante em diferentes tipos de planejamento e estudos e por apresentar caráter multidisciplinar, a espacialização de dados de precipitação pluviométrica é bastante relevante para as inúmeras áreas do conhecimento (MARCUIZZO *et al.*, 2010).

Os dados empregados no monitoramento da precipitação de uma determinada região são em sua maioria, obtidos a partir de estações pluviométricas que fornecem informações pontuais, tornando necessário o emprego de métodos de interpolação espacial para que o comportamento da precipitação na região em estudo seja convertido em campos contínuos e consequentemente mapeado (CECÍLIO e PRUSKI, 2003).

No Brasil a espacialização dos dados de precipitação é ainda mais relevante uma vez constatada a enorme escassez de estações pluviométricas no país, deficiência mais intensificada à medida que se distancia do litoral e dos grandes centros populacionais (MARCUIZZO *et al.*, 2010).

Carvalho e Assad (2005) mencionam que a Krigagem é um método Geoestatístico de interpolação muito empregado no estudo da distribuição espacial de precipitação pluviométrica.

### 2.3.4 Correlação entre imagens

A análise da correlação é vastamente usada em estudos destinados a identificar o grau de relacionamento entre variáveis, a intensidade e a direção da relação linear ou não linear entre as duas. A correlação entre duas imagens  $i$  e  $j$  é definida pela covariância entre elas e normalizada pelo produto de seus respectivos desvios padrões.

O sinal do coeficiente de correlação expressa o sentido da correlação, e sua intensidade é representada por um valor numérico que varia entre -1 e 1. Assim, correlação positiva indica aumento ou redução dos valores de ambas as variáveis correlacionadas, enquanto que para a correlação negativa o aumento de uma variável indica diminuição dos valores da outra (BRITO, 2007).

O método usualmente conhecido para medir a correlação entre duas variáveis é o Coeficiente de Correlação Linear de Pearson. Tal método pode ser entendido como uma medida do grau de relacionamento linear entre duas variáveis aleatórias. O valor em módulo do coeficiente de correlação mede a intensidade da relação entre as duas variáveis. Assim, um coeficiente de valor zero indica a total ausência de relacionamento linear entre as variáveis e coeficientes de valor 1 e -1 indicam uma perfeita dependência linear entre elas (BRITO, 2007). A Equação 5 apresenta a formulação empregada na obtenção do Coeficiente de Correlação Linear de Pearson:

$$r = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (5)$$

Onde:

$r$  – coeficiente de correlação Linear de Pearson;

$x_i$  – valores dos pixels da imagem NDVI;

$\bar{x}$  – média dos valores dos pixels da imagem NDVI;

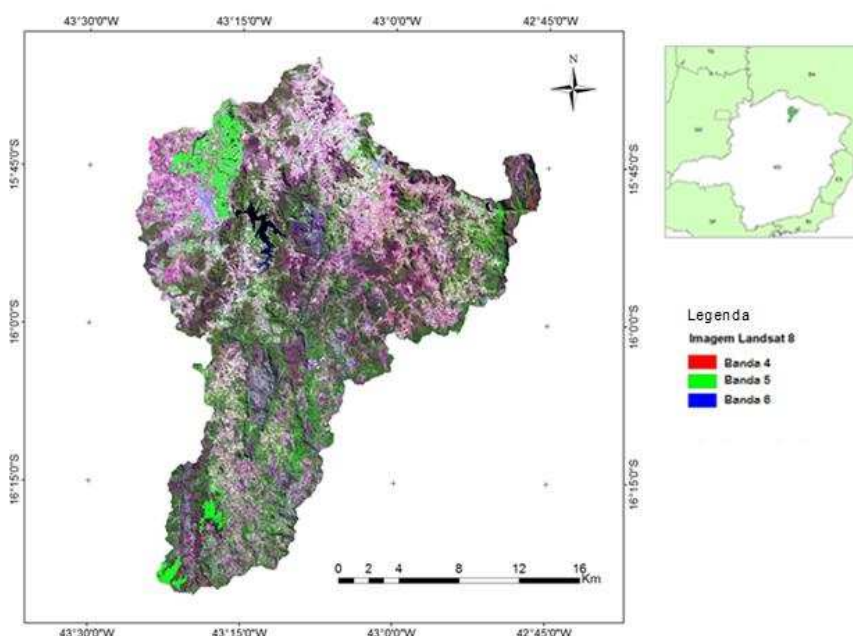
$y_i$  – valores dos pixels da imagem de precipitação;

$\bar{y}$  – média dos valores dos pixels da imagem de precipitação.

## 2.4 Metodologia

### 2.4.1 Características gerais da área de estudo

A Micro Bacia do Rio Gorutuba está compreendida entre as coordenadas geográficas 15° 50' e 16° 30' de latitude sul e 42° 40' e 43° 30' de longitude oeste, estando inserida na porção semiárida do Norte do Estado de Minas Gerais. É uma região propensa à desertificação, caracterizada pelo baixo índice pluviométrico, distribuição irregular de chuvas e de longos períodos de seca, além de apresentar fortes sinais de degradação, tais como o uso ilimitado dos recursos naturais e desmatamentos. Os solos da área em estudo são em parte cobertos por culturas agrícolas e por vegetação do tipo Floresta Estacional Decidual. A Figura 2 apresenta a localização da área em estudo.



**Figura 2** – Localização da Micro Bacia do Rio Gorutuba.

O clima pertencente à área em estudo segundo a classificação sugerida por Köppen e Geiger (1928), caracteriza-se como Tropical de savana com estação seca de inverno. Os períodos de chuva correspondentes são bastante irregulares, ocorrendo a maior parte das precipitações entre os meses de outubro a abril. O índice Pluviométrico médio anual é cerca de 800 mm, tendo distribuição irregular ao longo do ano. Durante os meses de setembro a outubro, a deficiência nos solos é muito profunda e as águas dos rios descem a níveis críticos.

## 2.4.2 Correção atmosférica

As imagens obtidas a partir do sensor TM/Landsat 5, referentes aos anos de 1990, 1997, 2004 e 2011, foram submetidas à correção radiométrica através do método *Dark Object Subtraction* (DOS). Tal método corrige o efeito de espalhamento atmosférico sendo ignorada a absorção atmosférica. O DOS não emprega diretamente os parâmetros referentes às condições atmosféricas na data de obtenção das imagens, assumindo apenas que há uma grande probabilidade de existir alvos (pixels) escuros, como sombras ocasionadas pela topografia ou por nuvens, os quais deveriam apresentar um ND muito baixo na imagem (CHAVEZ, 1988).

A escolha do método DOS, neste estudo, em relação aos demais métodos e técnicas que visam corrigir os efeitos da atmosfera foi baseada na dificuldade de se conseguir os parâmetros da atmosfera local no horário de aquisição das imagens de satélite, principalmente do parâmetro visibilidade atmosférica, que em muitas vezes é inferido, podendo comprometer o resultado final da correção.

Assim, imagens oriundas do sensor TM/Landsat 5, foram submetidas à correção radiométrica por meio do método DOS, através da implementação de um algoritmo no software SPRING empregando a Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico (LEGAL). O modelo empregado para a realização desta correção está representado na Equação 6.

$$\rho_{\lambda} = \frac{\pi \left[ \left( \frac{L_{m\acute{a}x} - L_{m\acute{i}n}}{DN_{m\acute{a}x}} \right) x(DN) + (L_{m\acute{i}n}) \right]}{E_{\lambda} \cdot \cos(z) \cdot d_r} \quad (6)$$

Em que:

DN - Número digital de cada pixel;

$\pi$  - Constante matemática igual a  $\sim 3,14159$ ;

$L_{m\acute{a}x}$  e  $L_{m\acute{i}n}$  - São constantes de calibração do sensor TM/Landsat 5;

$DN_{m\acute{a}x}$  e  $DN_{m\acute{i}n}$  - São os valores máximos e mínimos que o DN pode alcançar;

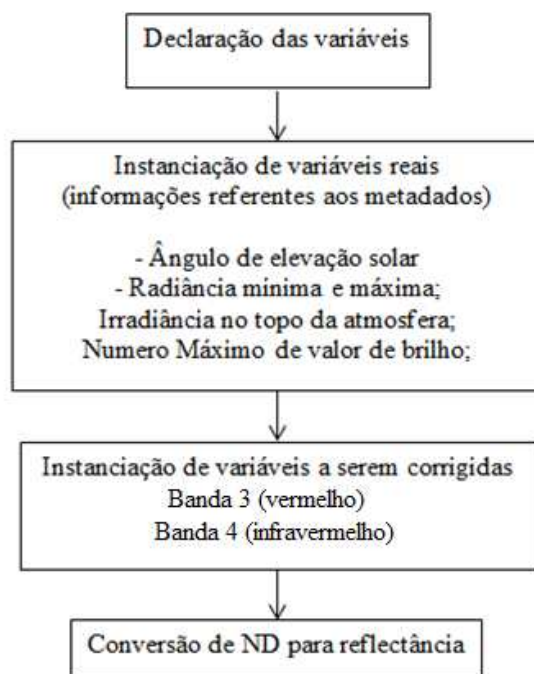
$\rho_{\lambda}$  - Radiância espectral ( $W/m^2 \cdot sr \cdot \mu m$ );

$d_r$  - Distância Terra-Sol (unidades astronômicas);

$E_{\lambda}$  - Irradiância solar média ( $W/m^2 \cdot \mu m$ );

$z$  - Ângulo zenital solar (graus).

A Figura 3 ilustra a ideia utilizada na elaboração do algoritmo implementado no SPRING, o qual foi utilizado para a correção atmosférica das bandas TM/Landsat 5, usadas na determinação do índice NDVI.



**Figura 3** - Sequencia utilizada na elaboração do algoritmo de correção atmosférica das bandas TM/Landsat 5, usadas na determinação do índice NDVI.

### 2.4.3 Determinação do NDVI

O índice foi gerado a partir da álgebra entre as imagens digitais adquiridas pelo sensor TM/Landsat 5, com resolução espacial de 30 m, bandas espectrais correspondentes à região do vermelho e do infravermelho próximo empregando para isso, um algoritmo desenvolvido no software SPRING para inferir o grau de cobertura vegetal da superfície terrestre, com funções específicas para determinação do NDVI. Tais imagens foram obtidas diretamente do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE.

Os dados de NDVI foram gerados e organizados para cada data do conjunto de imagens de forma a permitir a análise da evolução e dinâmica da vegetação presente na área em estudo. Como a resposta espectral da vegetação estudada apresenta intensa variação entre os períodos de seca e de chuva, foi observada a variabilidade temporal da cobertura vegetal em períodos de seca e estiagem entre os anos de 1990 a 2011. Foram gerados os NDVIs para o período de seca, utilizando dados orbitais referentes ao mês de

março, para os anos de 1990, 1996, 2004 e 2011; e para o período de chuva referente ao mês de agosto para os anos de 1990, 1996, 2011 e outubro para o ano de 2004 (a utilização dos dados orbitais referentes ao mês de outubro se deve à indisponibilidade de imagens referentes ao mês de agosto para o ano de 2004). A Tabela 1 apresenta as cenas do sensor TM/Landsat 5 utilizadas para a aplicação do NDVI.

**Tabela 1.** Dados das imagens TM / Landsat 5 utilizadas para aplicação do NDVI.

Órbita	Data da Imagem	Período
218/071	03/03/1990	Chuvoso
218/071	26/08/1990	Seco
218/071	03/03/1996	Chuvoso
218/071	26/08/1996	Seco
218/071	06/03/2004	Chuvoso
218/071	03/10/2004	Seco
218/071	29/03/2011	Chuvoso
218/071	20/08/2011	Seco

#### **2.4.4 Operação algébrica entre NDVI da época chuvosa e da época seca**

A operação algébrica de subtração entre as imagens NDVI para o período de chuva e para o período de seca foi gerada visando destacar as regiões cobertas por Floresta Estacional Decidual presentes na área em estudo. Tal procedimento permitiu a obtenção de uma imagem em que os maiores valores estão relacionados a esta formação vegetal.

#### **2.4.5 Interpolação dos dados de Precipitação**

Foram utilizadas neste estudo séries históricas de precipitações mensais de 44 estações pluviométricas para o período de seca, referentes aos meses de julho e agosto para os anos de 1990, 1996, 2011 e outubro (2004), e para época chuvosa, relativa aos meses de fevereiro e março para o período em estudo, localizadas dentro e ao redor da micro bacia, coincidindo com a época de aquisição das imagens.

Os dados foram analisados, usando a estatística descritiva para verificar principalmente sua discrepância e sua normalidade de distribuição de frequência.

A análise exploratória das informações e principalmente da não tendenciosidade por meio da geração de gráficos de tendência, histogramas de frequência e análise de

*outliers* precedeu os procedimentos de interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples que melhor se adequou às características, espacialização e número de amostras dos dados experimentais.

O nível de dependência espacial entre as variáveis regionalizadas foi representado através do semivariograma. Entre os diversos modelos disponíveis, ao semivariograma experimental foram ajustados os modelos exponencial e esférico, que permitem visualizar a natureza da variação espacial das variáveis estudadas. Para esses modelos, os semivariogramas frequentemente aumentam com a distância, até atingir um patamar.

Os métodos de ajuste empregados foram: Mínimos Quadrados Ordinários, método de ajuste empírico que minimiza as somas de quadrados; e Máxima Verossimilhança Restrita, método de ajuste dos parâmetros de modelos com dependência espacial que consiste em maximizar a função de densidade de probabilidades, em relação aos efeitos fixos e aos componentes de variâncias dos efeitos aleatórios do modelo.

O *software* R Development Core Team (2013), de livre acesso, foi utilizado em todas as etapas concernentes à interpolação, inclusive na análise exploratória com o objetivo de se verificar a ocorrência de tendência ou não, nos dados e modelá-la quando constatada, para aplicação dos conceitos previstos na Geoestatística.

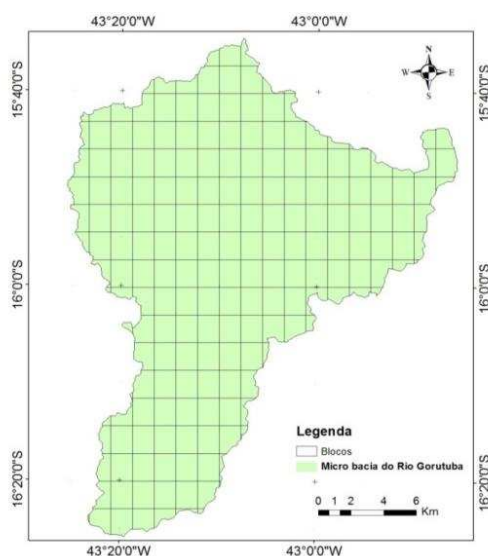
#### **2.4.6 Correlação entre os dados NDVI e de precipitação**

De forma a identificar a correlação entre os dados NDVI e de precipitação empregou-se o coeficiente de correlação linear de Pearson. Essa comparação se deu por meio dos valores interpolados e codificados em pixels e quantificados por esse coeficiente.

A análise da correlação neste estudo foi realizada em blocos, totalizando 200 blocos, cada um com área aproximada de 20km<sup>2</sup> equivalente à junção de aproximadamente 22.222 pixels por bloco. O tamanho dos blocos foi determinado através da análise de similaridade entre as áreas, ou seja, dentro da área limitada por cada bloco, o comportamento tanto da vegetação quanto da espacialização da precipitação era similar.

A cada bloco foi estabelecida uma média dos valores de precipitação e NDVI de forma a realizar a correlação. Para o cálculo da associação global entre os mapas foi utilizada a soma dos valores de correlação local em módulo dividida pelo número de blocos.

A Figura 4 apresenta o perímetro da área em estudo e a espacialização dos blocos empregados na análise da correlação.



**Figura 4** - Perímetro da área em estudo e a espacialização dos blocos empregados na análise da correlação.

As imagens NDVI e de precipitação foram convertidas para uma escala variando de 0 a 255 valores de níveis de cinza, em que os maiores valores correspondiam a um maior vigor vegetativo e maior volume precipitado, respectivamente.

As operações algébricas realizadas com as imagens visando obter o valor do coeficiente de correlação de Pearson foram baseadas na Equação 2.

## 2.5 Resultados e Discussão

A análise exploratória dos dados de precipitação provenientes das 44 estações empregadas e principalmente da não tendenciosidade precedeu os procedimentos de interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples. A modelagem do semivariograma foi ajustada com os modelos exponencial e esférico.

O método de ajuste dos modelos de semivariograma empregado para os dados amostrais referentes ao mês de fevereiro de 1990 foi o método da Máxima Verossimilhança Restrita (MVR). Tal método apresentou melhor ajuste aos dados amostrais gerando estimativas mais consistentes. Através da utilização deste método foi possível obter o Critério de Informação de Akaike (AIC) que permitiu analisar quão satisfatório foi o ajuste do modelo e o Critério Bayesiano (BIC) para os dados de precipitação referentes ao ano de 1990.

O método de ajuste do modelo de semivariograma Mínimos Quadrados Ordinários (MQO) foi o método que melhor se ajustou aos dados amostrais referentes aos demais meses e anos em estudo. A análise exploratória possibilitou a identificação de dados com tendência polinomial de primeira ordem em função das coordenadas, para o mês de março referente ao ano de 1990.

As estatísticas básicas referentes à precipitação mensal, para os anos 1990, 1996, 2004, 2011, período de seca e de chuva, bem como os parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma estão representados nas Tabelas 2, 3, 4 e 5, respectivamente.

**Tabela 2** - Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 1990 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma.

<b>ANO 1990</b>				
	<b>Fevereiro</b>	<b>Março</b>	<b>Julho</b>	<b>Agosto</b>
<b>Média (mm)</b>	<b>122,215</b>	<b>38,48</b>	<b>20,51</b>	<b>16,17</b>
<b>Variância (mm<sup>2</sup>)</b>	4345,83	1550,09	667,87	280,08
<b>Desvio Padrão (mm)</b>	65,923	39,37	25,43	16,73
<b>SEMIVARIOGRAMA</b>				
<b>Modelo</b>	Exponencial	Esférico	Esférico	Esférico
<b>Alcance (m)</b>	89871,97	204483,20	282660,00	243428,50
<b>Contribuição</b>	1000	594,32	951,41	238,11
<b>Efeito-pepita</b>	4000	0	0	100
<b>Método de Ajuste</b>	MVR	MQO	MQO	MQO
<b>Critério de Akaike</b>	443,6	Não se aplica	Não se aplica	Não se aplica
<b>Critério Bayesiano</b>	448,7	Não se aplica	Não se aplica	Não se aplica
<b>Tipo da Krigagem</b>	Simple	Simple	Simple	Simple

Os dados referentes aos meses de julho e agosto de 1996, 2004 e 2011, devido ao baixo volume precipitado ou mesmo a ausência de chuva, não puderam ser ajustados ao modelo de forma a apresentarem resultados consistentes. Dessa forma, as colunas concernentes aos meses de julho e agosto para os anos em estudo não puderam ser obtidos.

**Tabela 3** - Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 1996 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma.

<b>ANO 1996</b>				
	<b>Fevereiro</b>	<b>Março</b>	<b>Julho</b>	<b>Agosto</b>
<b>Média (mm)</b>	61,44	217,25	-	-
<b>Variância (mm<sup>2</sup>)</b>	1305,70	16875,35	-	-
<b>Desvio Padrão (mm)</b>	36,13	129,90	-	-
<b>SEMIVARIOGRAMA</b>				
<b>Modelo</b>	Esférico	Esférico	-	-
<b>Alcance (m)</b>	41228,69	89442,52	-	-
<b>Contribuição</b>	586,28	89442,52	-	-
<b>Efeito-pepita</b>	500	9500	-	-
<b>Método de Ajuste</b>	MQO	MQO	-	-
<b>Crítério de Akaike</b>	Não se aplica	Não se aplica	-	-
<b>Crítério Bayesiano</b>	Não se aplica	Não se aplica	-	-
<b>Tipo da Krigagem</b>	Simple	Simple	-	-

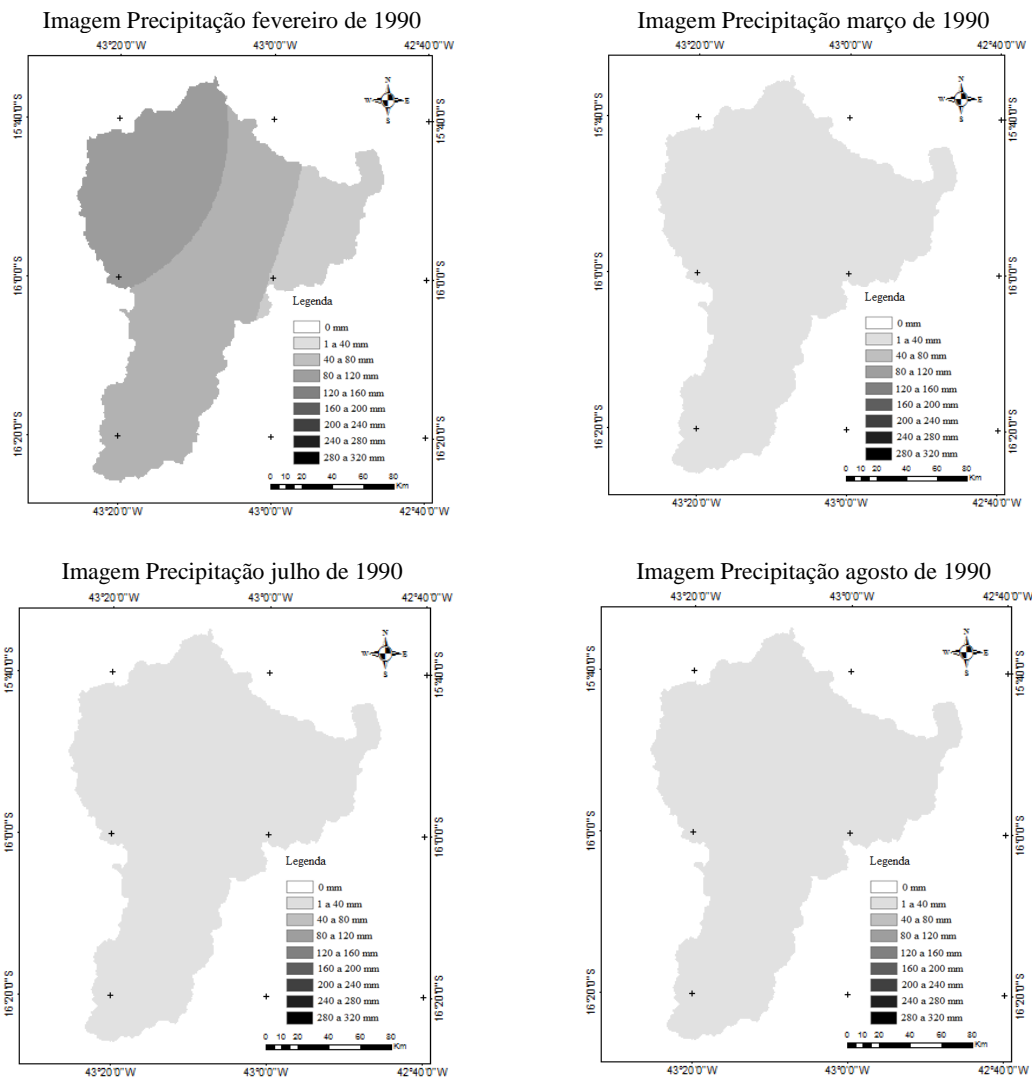
**Tabela 4** - Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 2004 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma.

<b>ANO 2004</b>				
	<b>Fevereiro</b>	<b>Março</b>	<b>Julho</b>	<b>Agosto</b>
<b>Média (mm)</b>	<b>262,20</b>	<b>218,73</b>	-	-
<b>Variância (mm<sup>2</sup>)</b>	8029,01	3769,10	-	-
<b>Desvio Padrão (mm)</b>	89,60	61,39	-	-
<b>SEMIVARIOGRAMA</b>				
<b>Modelo</b>	Exponencial	Esférico	-	-
<b>Alcance (m)</b>	440614,40	109790,60	-	-
<b>Contribuição</b>	9632,98	3514,36	-	-
<b>Efeito-pepita</b>	0	500	-	-
<b>Método de Ajuste</b>	MQO	MQO	-	-
<b>Crítério de Akaike</b>	Não se aplica	Não se aplica	-	-
<b>Crítério Bayesiano</b>	Não se aplica	Não se aplica	-	-
<b>Tipo da Krigagem</b>	Simple	Simple	-	-

**Tabela 5** - Estatísticas básicas referentes à precipitação mensal para o ano de 2011 e parâmetros concernentes ao ajuste dos modelos esféricos e exponencial ao semivariograma.

<b>ANO 2011</b>				
	<b>Fevereiro</b>	<b>Março</b>	<b>Julho</b>	<b>Agosto</b>
<b>Média (mm)</b>	<b>55,10</b>	<b>214,27</b>	-	-
<b>Variância (mm<sup>2</sup>)</b>	791,67	7963,03	-	-
<b>Desvio Padrão (mm)</b>	28,13	89,23	-	-
<b>SEMIVARIOGRAMA</b>				
<b>Modelo</b>	Exponencial	Esférico	-	-
<b>Alcance (m)</b>	64374,97	69809,64	-	-
<b>Contribuição</b>	759,18	6969,37	-	-
<b>Efeito-pepita</b>	0	0	-	-
<b>Método de Ajuste</b>	MQO	MQO	-	-
<b>Crítério de Akaike</b>	Não se aplica	Não se aplica	-	-
<b>Crítério Bayesiano</b>	Não se aplica	Não se aplica	-	-
<b>Tipo da Krigagem</b>	Simple	Simple	-	-

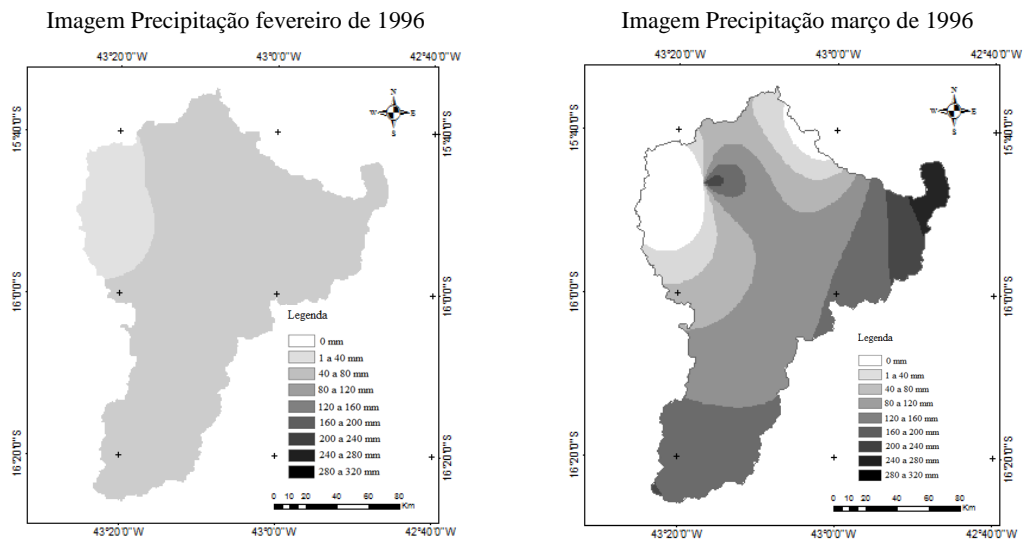
A Figura 5 apresenta os dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem Simple para o ano de 1990.



**Figura 5** – Dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 1990.

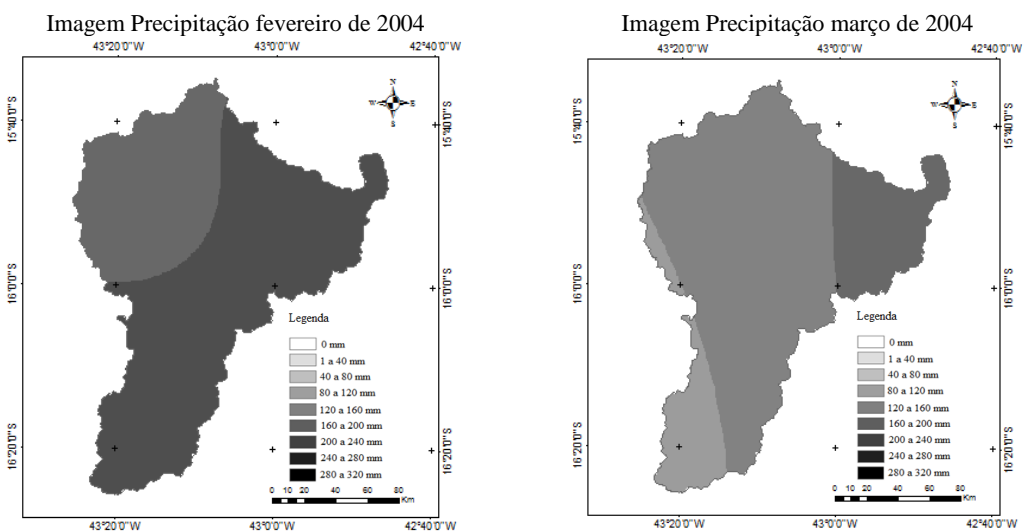
A partir da análise da Figura 5 observa-se que somente o mês de fevereiro do ano de 1990, apresentou maiores valores de precipitação, com valores máximos de 120mm, enquanto os meses de março, julho e agosto apresentaram valores máximos de 40 mm.

A Figura 6 apresenta os dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 1996.



**Figura 6** - Dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 1996.

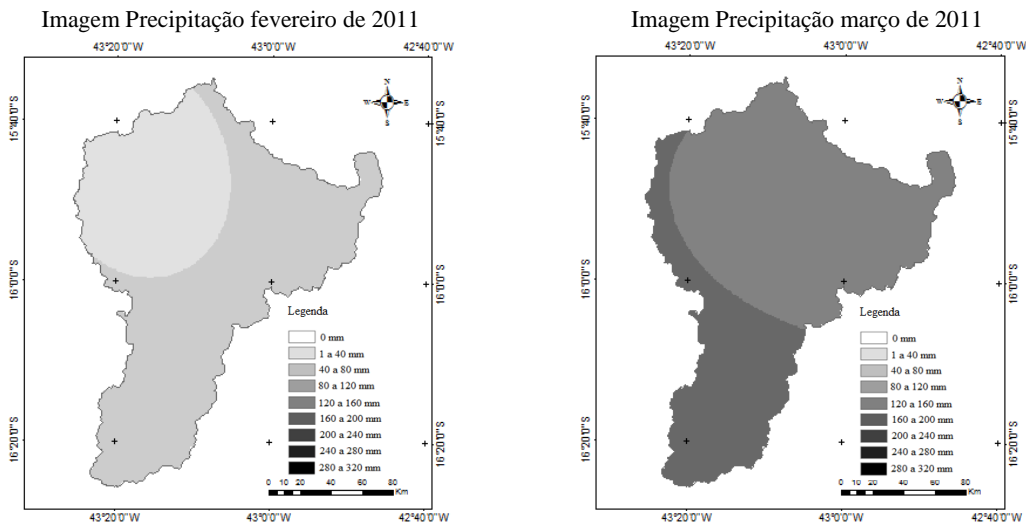
Diferentemente do ano de 1990 o ano de 1996 apresentou valores de precipitação variando de 0 a 40 mm para o mês de fevereiro e valores entre 60 a 270mm para o mês de março. Devido à ausência ou mesmo a escassez de chuva nos meses de julho e agosto de 1996, não foi realizada a interpolação da precipitação para esses meses. A Figura 7 apresenta os dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 2004.



**Figura 7** - Dados obtidos por meio da interpolação geoestatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 2004.

Entre os anos em estudo, o ano de 2004 foi o que apresentou maiores valores precipitados para os meses de fevereiro e março. Porém, devido à ausência de chuva nos meses de julho e agosto de 2004, não foi possível realizar a interpolação da precipitação para esses meses.

A Figura 8 apresenta os dados obtidos por meio da interpolação geostatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 2011.

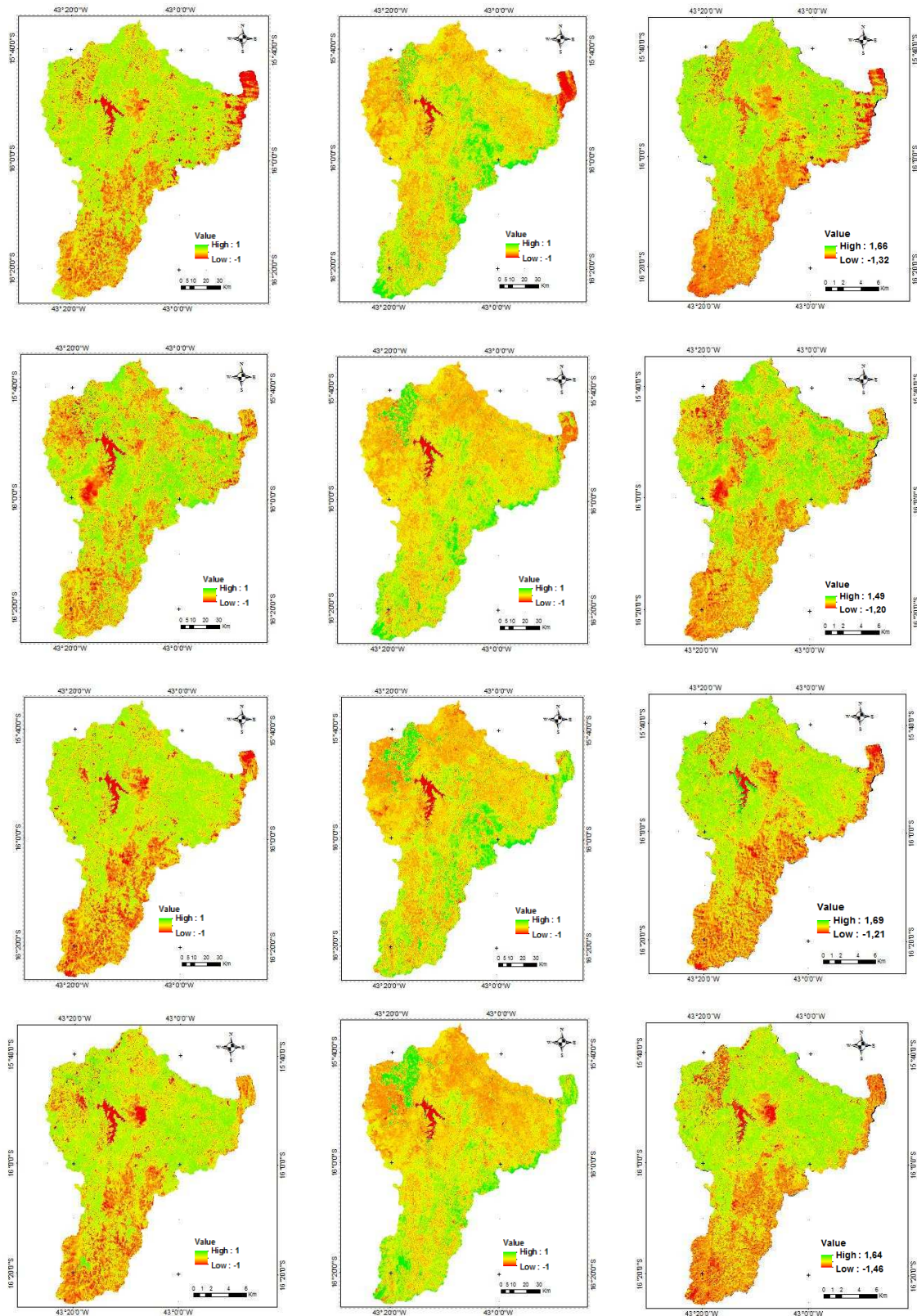


**Figura 8** - Dados obtidos por meio da interpolação geostatística pelo método da Krigagem simples para o ano de 2011.

A partir da análise da Figura 8, observa-se que o mês de fevereiro do ano de 2011, apresentou valores de precipitação variando entre 0 a 60 mm e o mês de março variando entre 120 a 240 mm. Devido à ausência de chuva nos meses de julho e agosto de 2011, não foi possível realizar a interpolação da precipitação para esses meses.

A partir das bandas espectrais 3 e 4 provenientes do sensor TM/ Landsat foram gerados os NDVIs para os períodos de seca e de chuva para o período em estudo.

A Figura 9 apresenta os índices de vegetação gerados para os dois períodos distintos relativos aos anos de 1990, 1996, 2004, 2011. Na coluna da esquerda está representado o NDVI relativo ao período chuvoso, na coluna central está representado o NDVI do período de seca e na coluna à direita a está representado o resultado da operação algébrica de subtração do NDVI da época úmida pelo da época seca.



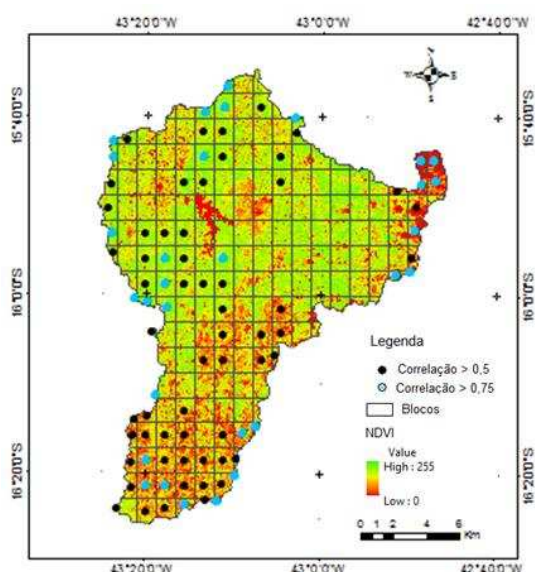
**Figura 9** – Coluna da esquerda representação do NDVI relativo ao período chuvoso, coluna central representação do NDVI referente ao período de seca e coluna da direita a representação do resultado da operação algébrica de subtração do NDVI da época úmida pelo da época seca.

Através da subtração das imagens NDVI para o período de chuva e NDVI para o período de seca foi possível destacar quais são as áreas cobertas pela Floresta Estacional Decidual presentes na área em estudo. Os maiores valores obtidos nessa operação estão relacionados a esta formação vegetal e foram confirmados através da verdade de campo.

Por meio da análise do NDVI e a partir da característica caducifólia da Floresta Estacional Decidual existente na área em estudo, observou-se que no período de seca as áreas voltadas à agricultura apresentam maiores valores de NDVI. Esse padrão se mantém ao longo dos períodos de seca por se tratar de culturas irrigadas. Durante o período de chuva a mata nativa e a pastagem ficam bastante evidentes, sendo esse comportamento mantido durante todos os anos de estudo.

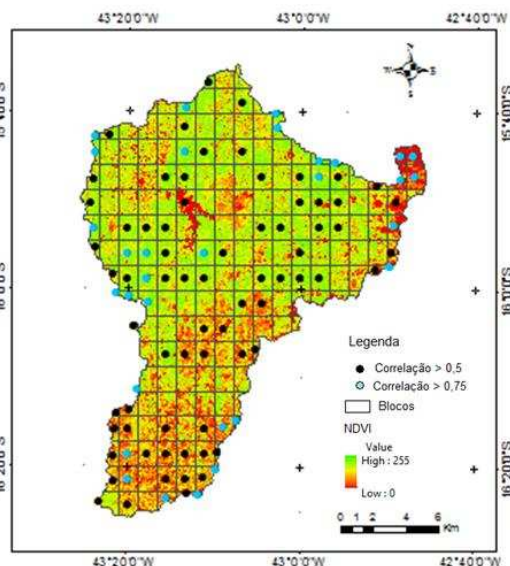
A correlação entre as variáveis NDVI e precipitação foi analisada por meio do Coeficiente Linear de Pearson. Mesmo entendendo que existem outras variáveis que influenciam nas características da vegetação, tais como: tipo de solo, declividade, temperatura, umidade relativa do ar, radiação solar, entre outras, este estudo verificou que a resposta da vegetação do tipo Floresta Estacional Decidual a precipitação é muito efetiva e rápida.

A Figura 10 apresenta as áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) representadas pelos pontos pretos e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) representadas pelos pontos azuis entre o NDVI e a precipitação para o mês de fevereiro do ano de 1990.



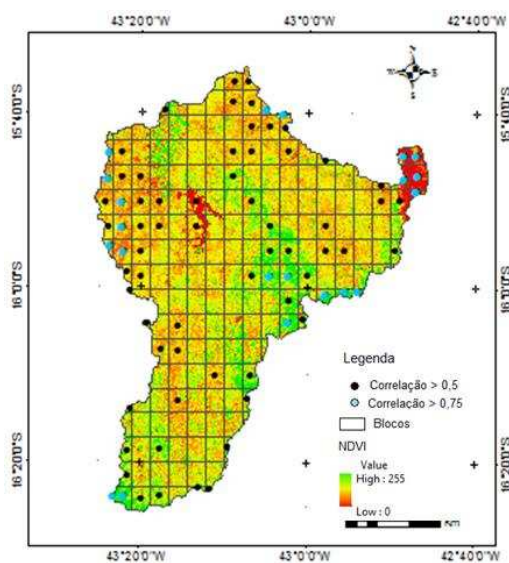
**Figura 10-** Áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) entre o NDVI e a precipitação para o mês de fevereiro do ano de 1990.

A Figura 11 apresenta as áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) ambas referentes à Micro Bacia em estudo para o mês de março do ano de 1990.



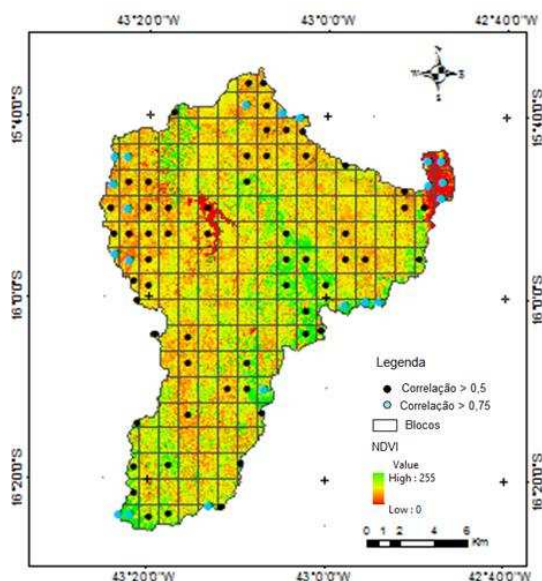
**Figura 11-** Áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) entre o NDVI e a precipitação para o mês de março do ano de 1990.

A Figura 12 apresenta as áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) representadas pelos pontos pretos e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) representadas pelos pontos azuis ambos referentes a Micro Bacia em estudo para o mês de julho do ano de 1990.



**Figura 12-** Áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) entre o NDVI e a precipitação para o mês de julho do ano de 1990.

A Figura 13 apresenta as áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) ambas referentes à Micro Bacia em estudo para o mês de agosto do ano de 1990.



**Figura 13-** Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre o NDVI e a precipitação para o mês de agosto do ano de 1990.

A Tabela 6 apresenta a ocorrência de correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação nos meses de fevereiro, março, julho e agosto do ano de 1990.

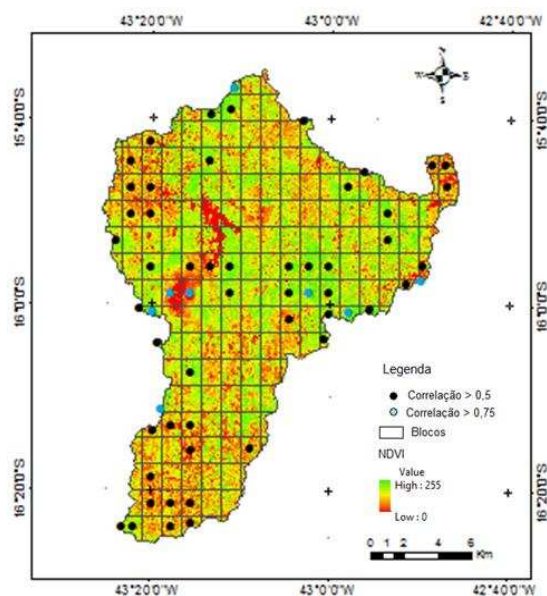
**Tabela 6** – Ocorrência de correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação nos meses de fevereiro, março, julho e agosto do ano de 1990.

Ano de 1990	Nº de blocos correlação moderada	Nº de blocos correlação forte	Total	% Blocos com correlação $\geq 0,50$
Fevereiro	58	30	88	44
Março	70	31	101	50
Julho	60	21	81	40
Agosto	58	21	79	40

A partir da análise da Tabela 6 é possível observar que em um total de 200 blocos, 58 apresentaram correlação moderada e 30 correlação forte, ambas referentes ao mês de fevereiro, verificando que 44% dos blocos apresentaram correlação superior a 0,5 nesse mesmo mês. No mês de março 70 blocos apresentaram correlação moderada e 31 correlação forte, demonstrando que 50% de todos os blocos empregados neste estudo, apresentaram correlação superior a 0,5. No mês de julho 60 blocos apresentaram correlação moderada e 21 correlação forte, representando um total a 40% de blocos com

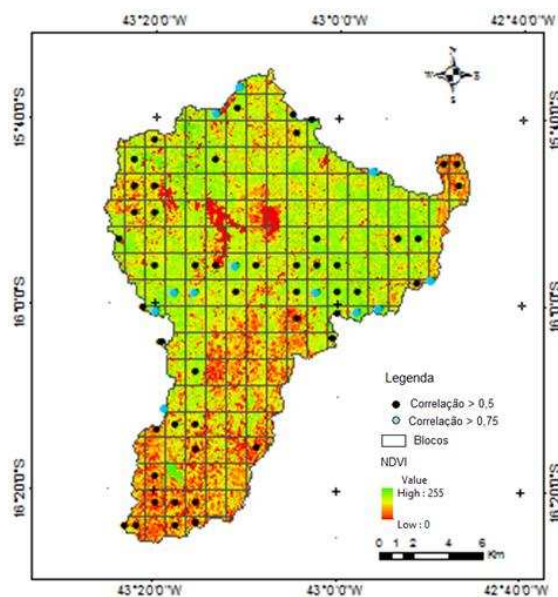
correlação superior a 0,5. No mês de agosto 58 blocos apresentaram correlação moderada e 21 correlação forte, representando 40% do total de blocos com correlação superior a 0,5.

A Figura 14 apresenta as áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) entre o NDVI e a precipitação para o mês de fevereiro do ano de 1996.



**Figura 14-** Áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) entre o NDVI e a precipitação para o mês de fevereiro do ano de 1996.

A Figura 15 apresenta as áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) representados e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) entre o NDVI e a precipitação para o mês de março do ano de 1996.



**Figura 15-** Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) referente à Micro Bacia em estudo para o mês de março do ano de 1996.

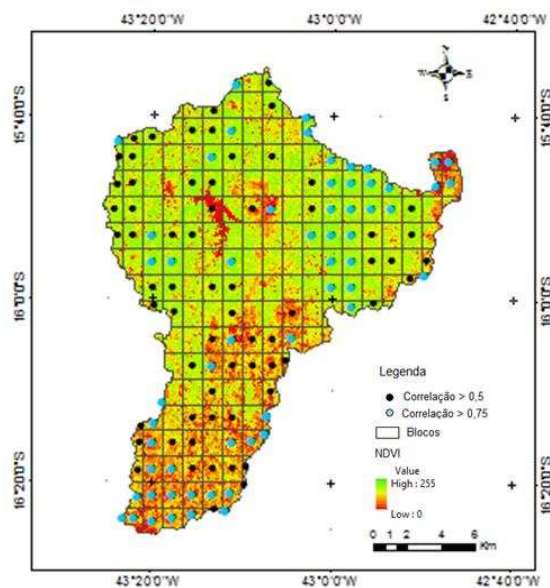
A Tabela 7 apresenta a ocorrência de correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação nos meses de fevereiro e março do ano de 1996.

**Tabela 7 -** Ocorrência de correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação nos meses de fevereiro e março do ano de 1996.

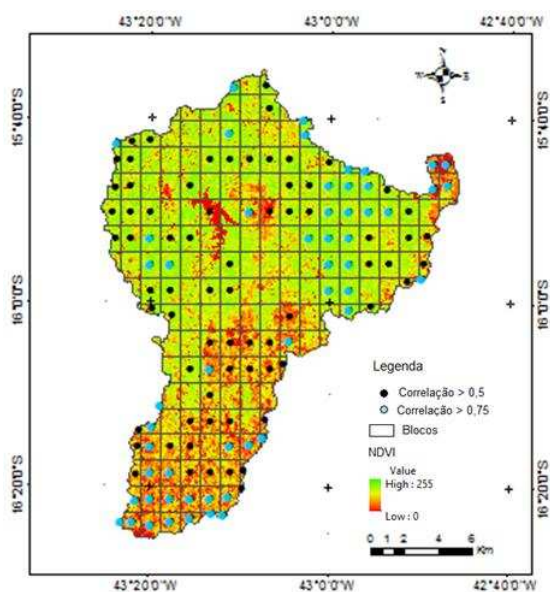
Ano de 1996	Nº de blocos correlação moderada	Nº de blocos correlação forte	Total	% Blocos com correlação $\geq 0,50$
Fevereiro	50	8	58	29
Março	31	30	61	30

Analisando a Tabela 7 foi possível verificar que 50 blocos apresentaram correlação moderada e 8 blocos correlação forte, evidenciando que 29% dos blocos apresentaram correlação superior a 0,5 nesse mesmo mês. No mês de março 31 blocos apresentaram correlação moderada e 30 blocos correlação forte, verificando que 30% de todos os blocos empregados neste estudo, apresentaram correlação superior a 0,5.

As Figuras 16 e 17 apresentam as áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre o NDVI e a precipitação para o mês de fevereiro e março respectivamente, ambas relativas ao ano de 2004.



**Figura 16-** Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre o NDVI e a precipitação para o mês de fevereiro do ano de 2004.



**Figura 17-** Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre o NDVI e a precipitação para o mês de março do ano de 2004.

A Tabela 8 mostra o número de blocos que apresentaram correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação no mês de fevereiro do ano de 2004.

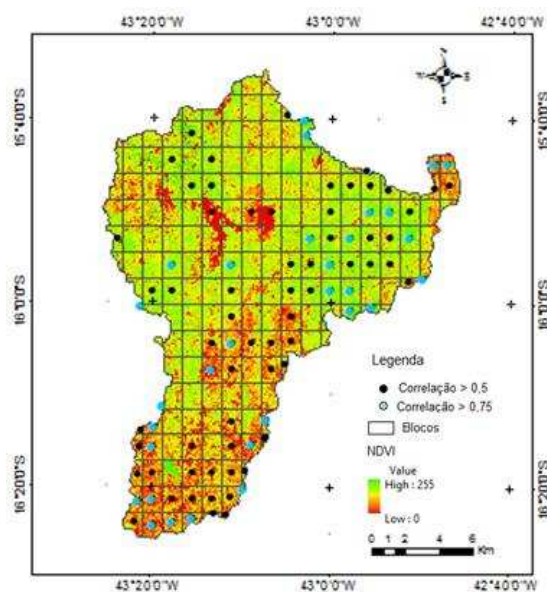
**Tabela 8 -** Ocorrência de correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação nos meses de fevereiro e março do ano de 2004.

Ano de 2004	Nº de blocos correlação moderada	Nº de blocos correlação forte	Total	% Blocos com correlação $\geq 0,50$
Fevereiro	65	59	124	62
Março	70	54	124	62

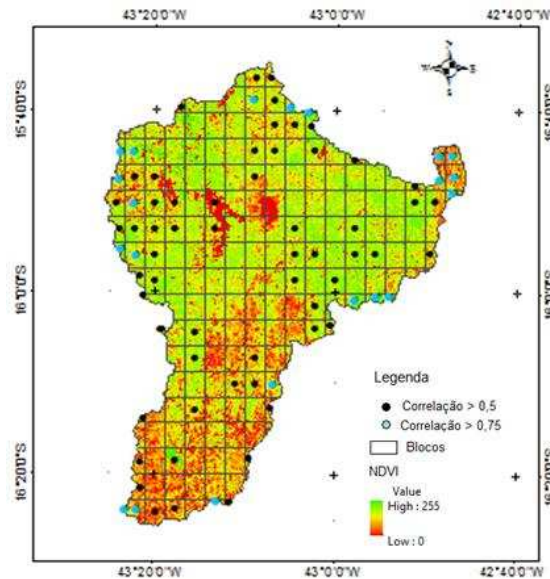
Através da Tabela 8 verificou-se que 65 blocos apresentaram correlação moderada e 59 blocos correlação forte, entre o NDVI e a precipitação, evidenciando que 62% dos blocos apresentaram correlação superior a 0,5 nesse mesmo mês. No mês de março 70 blocos apresentaram correlação moderada e 54 correlação forte, demonstrando que 62% de todos os blocos empregados neste estudo, apresentaram correlação superior a 0,5.

Entre os anos estudados, o ano de 2004 foi o ano que apresentou maior número de blocos (62%) com correlação superior a 0,5. O número de blocos com correlação maior que 0,75 também foi maior neste ano. Acreditasse que tal fato se deve à maior ocorrência de precipitação durante o período chuvoso e também a rápida resposta da vegetação à precipitação.

As Figuras 18 e 19 apresentam as áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre o NDVI e a precipitação, referentes aos meses de fevereiro e março do ano de 2011.



**Figura 18-** Áreas com correlação moderada (coeficiente > 0,5) e correlação forte (coeficiente > 0,75) entre o NDVI e a precipitação para o mês de fevereiro do ano de 2011.



**Figura 19-** Áreas com correlação moderada (coeficiente  $> 0,5$ ) e correlação forte (coeficiente  $> 0,75$ ) entre o NDVI e a precipitação para o mês de março do ano de 2011.

A Tabela 9 mostra o número de blocos que apresentaram correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação no mês de fevereiro do ano de 2011.

**Tabela 9 -** Ocorrência de correlação moderada a forte entre o NDVI e a precipitação nos meses de fevereiro e março do ano de 2011.

Ano de 2011	Nº de blocos correlação moderada	Nº de blocos correlação forte	Total	% Blocos com correlação $\geq 0,50$
Fevereiro	61	31	92	46
Março	58	21	79	40

Por meio da análise da Tabela 9 observou-se que 61 blocos apresentaram correlação moderada e 31 correlação forte, entre o NDVI e a precipitação comprovando que 46% dos blocos apresentaram correlação superior a 0,5 neste mês. No mês de março 58 blocos apresentaram correlação moderada e 21 correlação forte, verificando que 40% de todos os blocos empregados neste estudo, apresentaram correlação superior a 0,5.

A partir da análise dos dados obtidos por meio da operação algébrica de subtração entre os NDVIs (operação que permitiu destacar áreas cobertas pela Floresta Estacional Decidual) e dos dados de correlação, foi possível observar que a maioria dos melhores coeficientes de correção referiram-se a esta formação vegetal.

Através dos resultados obtidos foi possível observar que o estudo da correlação entre dados de precipitação e dados NDVI, beneficiou a compreensão da dinâmica sazonal da Floresta Estacional Decidual presente na área em estudo.

## 2.6 Conclusão

Os padrões sazonais da vegetação foram evidenciados através da geração do NDVI para os períodos de seca e de chuva para os anos de 1990, 1996, 2004 e 2011.

Os dados interpolados de precipitação foram obtidos por meio da Krigagem simples. O nível de dependência espacial entre as variáveis regionalizadas foi representado através do semivariograma e os modelos que melhor se ajustaram a ele foram o exponencial e o esférico. Os métodos de ajuste empregados foram: Mínimos Quadrados Ordinários e Máxima Verossimilhança Restrita.

Por meio da realização deste estudo verificou-se que a correlação direta entre as variáveis NDVI e precipitação em fisionomias vegetais do tipo Floresta Estacional Decidual é efetiva, confirmando ser a precipitação uma variável de grande influência no vigor vegetativo deste tipo de formação. Tal evidência se torna ainda mais efetiva se observados os resultados concernentes à correlação, obtidos para o ano de 2004, em que grande parte da área pertencente à Micro Bacia apresentou correlação superior a 0,5. Como dito, acreditasse que tal fato se deve à maior ocorrência de precipitação durante o período de chuva neste ano.

Os meses de julho e agosto para os anos de 1996, 2004 e 2011, devido aos baixos valores precipitados na região em estudo, não permitiram o ajuste do modelo para que a interpolação fosse realizada.

## Referências Bibliográficas

- ACCIOLY, L. J. DE O.; PACHÊCO, A.; COSTA, T. C. E C.; LOPES, O. F.; OLIVEIRA, M. A. J. Relações empíricas entre a estrutura da vegetação e dados do sensor TM/LANDSAT 5. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.7, n.1, p.85-90, 2003.
- ALVALÁ, REGINA CÉLIA DOS SANTOS. Relação do padrão sazonal da vegetação com a precipitação na região de Cerrado da Amazônia Legal, usando índices espectrais de vegetação. **Revista Brasileira de Meteorologia** 24.2: 125-134. 2009.
- ANDRIOTTI, J. L. S. **Fundamentos de Estatística e Geoestatística**. Ed. UNISINOS, São Leopoldo, 165p. 2003.
- BECERRA, J. A. B.; SHIMABUKURO, Y. E.; ALVALÁ, R. C. dos S. Relação do padrão sazonal da vegetação com a precipitação na região de cerrado da

Amazônia Legal, usando índices espectrais de vegetação. **Revista Brasileira de Meteorologia**, v.24, n.2, 125-134, 2009.

- CÂMARA, G.; MEDEIROS, J. S. Princípios básicos em geoprocessamento. In: ASSAD, E. D.; SANO, E. E. (Ed.). **Sistemas de informações geográficas: aplicações na agricultura**. 2.ed. ver. ampl. Brasília, DF: Embrapa-SPI: Embrapa-CPAC, pp.3-11, 1998.
- CARUSO, C.; QUARTA F. Interpolation Methods Comparison. **Computers & Mathematics with Applications**, v.35, n.12, p. 109-126, 1998.
- CARVALHO, J. R. P.; ASSAD, E. D. Análise espacial da precipitação pluviométrica no Estado de São Paulo: Comparação de métodos de interpolação. **Engenharia Agrícola**, v. 25, n. 2, p. 377-384. 2005.
- CARVALHO, J. R. P.; VIEIRA, S. R.; GREGO, C. R. Comparação de métodos para ajuste de modelos de semivariograma da precipitação pluvial anua. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.13, n.4, p. 443-448, 2009.
- CARVALHO, J.R.P. de; VIEIRA, S.R. **Avaliação e comparação de estimadores de Krigagem para variáveis agrônômicas - uma proposta**. Campinas: Embrapa Informática Agropecuária. 21 p. (Documentos, 9). 2001
- CARVALHO, L. M. T. **Sistemas de informações Geográficas e Sensoriamento Remoto dos Recursos Florestais**. UFLA/FAEPE. Lavras, p. 109. 2005.
- CASTRO, F. DA S.; PEZZOPANE, J. E. M.; CECÍLIO, R. A.; PEZZOPANE, J. R. M.; de Estudos populacionais (ABEP). Disponível em: <[http://www.abep.nepo.unicamp.br/encontro2006/docspdf/abep2006\\_388.pdf](http://www.abep.nepo.unicamp.br/encontro2006/docspdf/abep2006_388.pdf)>. Acesso em: 10 de fev. 2013.
- CASTRO, F. da S.; PEZZOPANE, J. E. M. P; CECÍLIO, R.A.; JOSÉ R. M.; XAVIER, A.C. Avaliação do desempenho dos diferentes métodos de interpoladores para parâmetros do balanço hídrico climatológico. **Revista brasileira de engenharia agrícola e ambiental**. vol.14 no.8 Campina Grande 2010.
- CHAVEZ Jr., P.S. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 24, p. 459-479, 1988.
- FERNANDES, A. **Fitogeografia brasileira**. Fortaleza: Multigraf, 1998. 339 p.
- FERREIRA, L. G.; HUETE, A. R. Assessing the seasonal dynamics of the Brazilian Cerrado vegetation through the use of spatial vegetation indices. **International Journal of Remote Sensing**, v.25, n.10, p.1837-1860, 2004.

- FORMIGONI, M. de H.; XAVIER, A. C.; LIMA, J. S. de S. Análise temporal da vegetação na região do Nordeste através de dados Evi do Modis. **Ciência Florestal**, Santa Maria, v. 21, n. 1, p. 1-8. 2011.
- GARDIMAN JUNIOR, B. S.; MAGALHÃES, I. A. L.; FREITAS, C. A. A.; CECÍLIO, R. A. Análise de técnicas de interpolação para espacialização da precipitação pluvial na bacia do rio Itapemirim (ES). **Ambiência**. Guarapuava, v.8 n.1 p. 61 - 71. 2012.
- GUERRA, P. A. G.. **Geostatística Operacional**. Departamento Nacional da Produção Mineral, Brasília, 1988.
- GURGEL, H. da C.; FERREIRA, N. J.; LUIZ, A. J. B. Estudo da variabilidade do NDVI sobre o Brasil, utilizando-se a análise de agrupamentos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.7, n.1, p.85-90, 2003.
- HUETE, A.R.; DIDAN, K.; SHIMABUKURO, Y.; RATANA, P.; SALESKA, S.R.; HUTYRA, L.R.; YANG, W.; NEMANI, R.R.; MYNENI, R. Amazon rainforests greenup with sunlight in dry season. **Geophys**. v. 33. 2006.
- HOLBEN, B. N. Characteristics of maximum value composite images from temporal AVHRR data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 7, n. 11, p. 1986.
- IVANAUSKAS, N. M. & RODRIGUES, R. R. Florística e fitossociologia de remanescentes de floresta estacional decidual em Piracicaba, São Paulo, Brasil. **Revista Brasileira de Botânica**. 2000.
- JAKOB, A. A. E.; YOUNG, A. F. O uso de métodos de interpolação espacial de dados nas análises sócio demográficas. In: Encontro Nacional de Estudos Populacionais, 15. **Anais...**, Caxambu, 2006.
- KERRY, R.; OLIVER, M. A. Determining nugget: sill ratios of standardized variograms from aerial photographs to krige sparse soil data. **Precision Agriculture**, v. 9, p. 33-56, 2008.
- KÖPPEN, W.; GEIGER, R. **Klimate der Erde**. Gotha: Verlag Justus Perthes. 1928. (Wall-map 150cmx200cm).
- LIU, W. T. **Aplicações de Sensoriamento Remoto**. Campo Grande: Editora da UNIDERP. p. 908. 2007.
- LIU, Z. K. e XIAO, J. Y. Classification of remotely-sensed image data using artificial neural networks. **International Journal of Remote Sensing**, v.12, p.2433-2447, 1991.
- MARCUZZO, F. F. N. ; CARDOSO, M.R.D. ; MELLO, L. T. A. de . Uso dos Métodos de Krigagem e Spline de Tensão no Mapeamento de Chuvas na Região Metropolitana de Goiânia e Seu Entorno. In: **II Simpósio Internacional**

**Caminhos Atuais da Cartografia na Geografia**, 2010, São Paulo. Anais do II Simpósio Internacional Caminhos Atuais da Cartografia na Geografia. São Paulo: EDUSP, 2010. v. 1. p. 128-128.

MATHER, P. M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. 3rd. Ed. Chichester: John Wiley & Sons. 324 p. ISBN 0-470- 84919-3. 2004.

MELLO, C.R.; LIMA, J.M.; SILVA, A.M.; MELLO, J.M.; OLIVEIRA, M.S. Krigagem e inverso do quadrado da distância para interpolação dos parâmetros da equação de chuvas intensas. **Revista Brasileira de Ciência do Solo**, v.27, n.5, p.925-933, 2003,

R Development Core Team (2013). **R: A language and environment for statistical computing**. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>. Acesso em: 15 de fev. 2013.

RAMME, F. L. P.; LAMPARELLI, R. A. C.; ROCHA, J. V. NDVI MODIS temporal profiles, in sugarcane, late maturation. **Eng. Agríc.** vol.30 no.3 Jaboticabal jun. 2010.

RIBEIRO, JF; WALTER B.M.T. **Fitofisionomias do bioma Cerrado**. In: SANO SM & ALMEIDA SP (Ed.). Cerrado: ambiente e flora. Planaltina: EMBRAPA-CPAC, 89-166. 1998.

RIZZINI CT. 1979. **Tratado de Fitogeografia do Brasil. Aspectos sociológicos e florísticos II**. São Paulo: Editora da Universidade de São Paulo - HUCITEC, 374 pp.

ROUSE, J. W.; HAAS, R.H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D.W. Monitoring vegetation systems in the Great Plains with ERTS. **Third Symposium of ERTS**, Greenbelt, Maryland, USA, NASA SP-351, V1:309-317. 1973.

SANTOS, G.R.; OLIVEIRA, M.S. DE; LOUZADA, J.M.; SANTOS, A.M.R.T. KRIGAGEM SIMPLES versus KRIGAGEM UNIVERSAL: QUAL O PREDITOR MAIS PRECISO?. **Energia na Agricultura**, v. 26, n. 2, 2011.

SANTOS, J. W. M. C. Ritmo Climático e Sustentabilidade sócio-ambiental da agricultura comercial da soja no Sudeste de Mato Grosso. **Revista do Departamento de Geografia (USP)**, v. 1, n. p. 1-20, 2005.

SHIMABUKURO, V. E.; NOVO, E. M.; PONZONI, F. J. Índice de Vegetação e Modelo Linear de Mistura Espectral no monitoramento da região do pantanal. **Pesq. agropec. bras., Brasília**, v.33, Número Especial, p1729-1737, out. 1998

SILVA L.; SCARIOT A. Composição florística e estrutura da comunidade arbórea em uma floresta estacional decidual em afloramento calcário (Fazenda São

José, São Domingos, GO, bacia do rio Paranã). **Acta Botanica Brasilica**, 17(2): 305-313. 2003.

- TOWNSHEND, J. R. G.; TUCKER, C. J.; GOWARD, S. N. **Global vegetation mapping**. In: Gurney R. J. Foster, J. L.; Parkinson, C. L. ed. Atlas of satellite observations related to global change. 1.ed. London: Cambridge University Press. Cap. 6, p. 301-311. 1993.
- VELOSO, H. P.; RANGEL FILHO, A. L. R. & LIMA, J. C. A. 1991. **Classificação da vegetação brasileira adaptada a um sistema universal**. IBGE, Departamento de Recursos Naturais e Estudos Ambientais, Rio de Janeiro.
- VIANA, M. O. de L.; RODRIGUES, M. I. V. Um índice interdisciplinar de propensão à desertificação (IPD): instrumento de planejamento. **Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza**, v. 30, n. 3, p. 264-294, 1999.
- VIEIRA, C. A. O. **Accuracy of remotely sensing classification of agricultural crops: a comparative study**. p 327. Thesis (Doctor of Philosophy in Physical Geography) - University of Nottingham, Nottingham. 2000.
- VIEIRA, S.R. **Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo**. In: NOVAIS, R.F. de; ALVAREZ V.H.; SCHAEFER, C.E.G.R. Tópicos em ciência do solo, Viçosa - MG: Sociedade Brasileira de Ciência do Solo, 2000. v.1, p.1-54.
- XAVIER, A. C. Avaliação do desempenho dos diferentes métodos de interpoladores para parâmetros do balanço hídrico climatológico. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, v.14, n.8, p.871-880, 2010.
- ZAMBOTI, J. L. **Mapas pluviométricos médios mensais no verão para o Estado do Paraná, utilizando métodos geoestatísticos**. Tese (Doutorado em Agronomia/Energia na Agricultura) - Faculdade de Ciências Agrônômicas, Universidade Estadual Paulista. Botucatu. 2001.

### **3. CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS ORBITAIS OLI/LANDSAT 8 UTILIZANDO INFORMAÇÕES CONTEXTUAIS PARA IDENTIFICAÇÃO DE PLANTAS AQUÁTICAS E POSSÍVEIS CAUSAS DE PROLIFERAÇÃO**

#### **Resumo**

Este trabalho teve como finalidade o emprego de informações de contexto, a fim de determinar uma resposta temática mais precisa para as classes de informação, num processo de classificação de imagens orbitais. Para a obtenção da informação das informações de contexto, propôs-se a criação de um índice (Índice de Identificação de Plantas Aquáticas – IPA) baseado no comportamento espectral das plantas aquáticas submersas existentes no Reservatório Bico da Pedra – MG, servindo de apoio na escolha de práticas de controle. Além disso, para a determinação de informações de contexto ao entorno do reservatório, empregou-se o Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (NDVI). Os resultados comprovaram que o uso do IPA foi eficaz na identificação não somente de áreas com ocorrência de plantas aquáticas invasoras, mas também na identificação de áreas assoreadas e de áreas isentas da invasão das plantas. O uso do IPA e do NDVI como informações de contexto proporcionaram ganho de informação no processo de classificação por meio do classificador supervisionado Maxver, melhorando a identificação e separabilidade das classes.

Palavras chave: Plantas Aquáticas Submersas, NDVI, OLI/Landsat 8.

#### **Abstract**

This study is aimed at using the intra and extra context information, in order to determine a more precise thematic answer to information classes, in an orbital image classification process. To obtain the intra context information, the creation of an index (Aquatic Plant Identification Index - IPA) was proposed based on the spectral behavior of the existing submerged aquatic plants in Bico da Pedra Reservoir - MG, supporting the choice of control practices. To the extra context information, the Normalized Difference Vegetation Index (NDVI) was used. The results showed that the use of IPA was effective not only to identify areas of occurrence of invasive aquatic plants, but also in the identification of silted areas and areas free of invasion. The use of IPA and NDVI as context information provided gain of information in the classification process through the supervised classifier Maxver, improving the identification and separability of classes.

Keywords: Submerged Aquatic Plants, NDVI, OLI/Landsat 8.

### 3.1 Introdução

A eutrofização é um fenômeno ocasionado pelo aumento de nutrientes nos ecossistemas aquáticos, frequentemente causada por atividades antrópicas tais como a entrada adicional de fertilizantes na agricultura, e descargas de dejetos domésticos e industriais (VELINI, 2000; BRAGA, 2002) estando relacionada ao aumento da produtividade de um ecossistema aquático, ou ao aumento desordenado das plantas aquáticas, de forma que estas interfiram diretamente nos diversos usos da água.

A ocorrência de processos de eutrofização pode favorecer a formação de algas nocivas (fitoplâncton) tanto à fauna aquática quanto à saúde humana. Entre os malefícios gerados por esse fenômeno, destacam-se: a degradação da qualidade da água, aceleração do crescimento e decomposição de matéria orgânica.

O uso e cobertura do solo contribuem diretamente para o equilíbrio de determinada região. O tipo e a extensão da cobertura vegetal predominante em uma determinada bacia apresentam grande influência no carreamento de sedimentos, nutrientes e substâncias tóxicas para os ecossistemas aquáticos podendo beneficiar amplamente os processos de eutrofização.

A identificação e o levantamento de áreas infestadas por plantas aquáticas são de extrema importância, pois favorecem a tomada de decisão e a escolha adequada das práticas de controle que possam reverter e reintegrar a qualidade da água. Uma limitação, porém, está na extensão dos reservatórios brasileiros, tornando essa tarefa dispendiosa tanto em relação ao custo quanto ao tempo.

Estudos direcionados à análise da qualidade da água e ao desenvolvimento de técnicas que visem aprimorar o seu monitoramento são de fundamental importância nos dias atuais, isso por permitirem a geração de diagnósticos. Assim, o uso do Sensoriamento Remoto aliado aos Sistemas de Informações Geográficas constituem-se em importantes ferramentas no estudo e identificação de impactos e mudanças ocorridas no meio, uma vez que permitem distinguir diferentes fenômenos, devido à habilidade de registrar as variações de radiância e identificar cada objeto, possibilitando o monitoramento e mapeamento do evento em estudo.

Através da utilização de imagens orbitais, as quais permitem uma análise temporal e espacial (visão sinótica) da área de estudo, o monitoramento dos recursos ambientais pode ser realizado de forma rápida e eficiente. Através de algoritmos de reconhecimento de padrões espectrais, é possível rotular feições homogêneas, gerando-se um mapa temático.

Em relação ao tipo de treinamento, a classificação automática pode ser dividida em dois grupos: supervisionada, baseada no conhecimento prévio da área a ser mapeada e não supervisionada, baseada no reconhecimento de padrões dos objetos ou fenômeno analisados (FONSECA, 2000).

Num processo de classificação de imagens de uma dada região, utilizando classificadores convencionais, visando à determinação do uso e ocupação do solo, a identificação de plantas aquáticas de um reservatório pode não ser determinada de modo preciso, alcançando muitas vezes, resultados de ordem mais geral quanto à definição desse alvo, como a determinação do corpo d'água do reservatório e possíveis áreas assoreadas.

Diante do exposto, informações de contexto podem ser utilizadas num processo de classificação supervisionada de imagens orbitais, com o intuito de auxiliar o processo de identificação de classes de informação, mais especificamente, de plantas aquáticas.

As informações de contexto podem ser definidas a partir de índices espectrais a fim de caracterizar as informações internas e ao redor de um dado reservatório.

A identificação de informações espectrais de alvos ao entorno do reservatório é de grande relevância, visto que, a proliferação das plantas aquáticas, pode estar ocorrendo devido a alguns fatores provenientes da região em seu entorno, como áreas de solo exposto, que possuem maior facilidade de carreamento de sedimentos para o reservatório, além dos insumos geralmente utilizados nas áreas agrícolas. Assim, a identificação do uso e ocupação do solo pode indicar quais regiões estão contribuindo, de modo mais efetivo, para a proliferação dessas plantas.

O índice NDVI tem sido bastante utilizado para identificação de regiões de vegetação e para caracterizar a informação de contexto da região ao entorno de um reservatório, a fim de indicar áreas de solo exposto e áreas agrícolas.

Da mesma forma, a utilização de informações espectrais, caracterizada por exemplo, pela identificação de plantas aquáticas existentes em reservatórios, pode favorecer a criação de índice voltado também, à determinação de informações de contexto.

Neste sentido, este trabalho tem por finalidade obter as informações de contexto, a fim de determinar uma resposta temática mais precisa para as classes de informação, num processo de classificação de imagens orbitais. Desta forma, propõe-se a criação de um índice que permita a detecção de plantas aquáticas, baseado no comportamento espectral do tipo de planta aquática existente no reservatório, corpos d'água e áreas assoreadas e para obtenção da informação de contexto ao redor do reservatório, o uso do NDVI.

Com a identificação das plantas aquáticas de um dado reservatório e a definição de possíveis regiões de influência em sua proliferação, tais informações podem ser muito úteis no apoio para escolha de práticas de controle pelos órgãos competentes.

## **3.2 Objetivos**

### **3.2.1 Objetivos Gerais**

Os objetivos desta pesquisa visam a identificação de plantas aquáticas submersas no reservatório Bico da Pedra na região da Micro Bacia do Rio Gortuba, Norte do Estado de Minas Gerais, e a indicação de possíveis áreas que estão influenciando a proliferação destas plantas. Para isso, propõe-se a criação de um índice para a detecção de vegetação submersa existente no reservatório em questão, como informação de contexto no processo de classificação supervisionada, além da utilização do índice NDVI, também como informação de contexto.

### **3.2.2 Objetivos específicos**

- Levantamento de campo voltado à identificação de áreas características de ocorrência de plantas aquáticas na Micro Bacia do Rio Gortuba;
- Geração do índice NDVI para a região da Micro bacia em estudo;

- Desenvolvimento de algoritmo para criação de índice voltado à identificação das plantas aquáticas no reservatório em estudo;
- Classificação das imagens orbitais do sensor OLI/Landsat 8 em modo supervisionado, com o uso de informações de contexto.

### **3.3 Fundamentação Teórica**

#### **3.3.1 Comportamento espectral do uso e ocupação do solo**

Todo alvo possui um comportamento espectral específico o qual é verificado a partir da medição, ao longo do espectro eletromagnético, da energia refletida por ele (SAUSEN, 2005). Tal comportamento está relacionado ao conjunto de valores sucessivos da reflectância deste alvo ao longo do espectro eletromagnético, recebendo o nome de assinatura espectral do objeto (MORAES, 2002), ou resposta espectral do objeto.

Segundo Mather (2004), alvos específicos, como por exemplo: diferentes tipos de solo, água com diferentes graus de impurezas ou vegetação de diversas espécies, apresentam uma forma individual de interagir com a radiação incidente, sendo esse comportamento descrito pela resposta espectral. Tal resposta também dependerá de fatores tais como: azimute solar, elevação solar, ângulo de visada do sensor, e no caso de estudos direcionados a vegetação, da saúde e do ciclo fenológico da mesma. Se desconsiderada a hipótese básica de que cada alvo apresenta uma resposta espectral distinta à observação da Terra através de dados orbitais seria um trabalho impraticável.

Uma das grandes dificuldades evidenciadas no Sensoriamento Remoto é que a curva de refletância espectral de um determinado alvo pode ser influenciada por uma variedade de fatores, entre eles: nutrientes do solo, fase de crescimento da vegetação, condições climáticas, tonalidade do solo, ângulos de visada do sensor e ângulo de elevação (MATHER, 2004). Outros fatores que influenciam diretamente a interação da energia com os alvos são: textura, densidade e posição relativa das feições em relação ao ângulo de incidência solar e à geometria de imageamento.

Assim, informações resultantes da discriminação dos materiais são obtidas a partir do registro da Radiação Eletromagnética (REM) refletida ou emitida pelos alvos e captada por Sistemas Sensores, na forma de imagens (VERONESE, 2000).

### **3.3.2 Comportamento espectral da Vegetação**

A maior contribuição para o sinal detectado pelo sensor referente à vegetação se deve as folhas. As características espectrais de uma folha estão relacionadas à sua composição química, morfologia e estrutura interna (VERONESE, 2000). Entretanto nem toda radiação incidente na planta apresenta algum efeito sobre ela, somente as radiações cujos comprimentos de ondas são capazes de induzir uma resposta fisiológica. Tais radiações são denominadas radiações fisiologicamente ativas (RFA) (MOREIRA, 2011).

Segundo Moreira (2011), a REM atinge à superfície terrestre interagindo com a vegetação de forma tal que resulta em três frações. A primeira referente à absorção sendo equivalente a aproximadamente 50% da radiação total incidente na planta. Essa fração é absorvida pelos pigmentos contidos nas folhas sendo participativa do processo fotossintético. A segunda parte refere-se à radiação refletida pelas folhas e por fim a terceira parte está relacionada ao processo de transmissão através das camadas de folhas que compõem a copa.

A vegetação sadia apresenta alta interação com a REM na região do visível e no infravermelho próximo. O alto índice de absorção na região do visível ocorre devido à presença de pigmentos nas folhas, como por exemplo, a clorofila que absorve grande quantidade de energia nas regiões concentradas em 0,45 e 0,67 $\mu$ m. É devido a esse fato que se enxerga a vegetação sadia na coloração verde, já que ocorre alta absorção de energia nesse comprimento de onda, e em contra partida baixa reflectância, nas regiões do azul e do vermelho. Em vegetações que estão sofrendo alguma forma de estresse, e por consequência produzindo baixa quantidade de clorofila, observa-se diminuição da absorção na região do visível, e coloração amarelada nas folhas (CARVALHO, 2005).

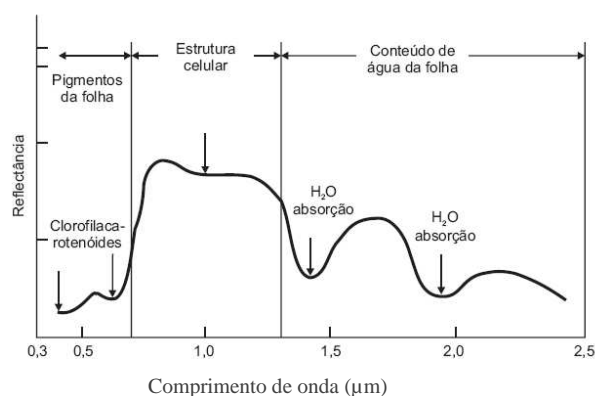
Segundo Moreira (2011), na região do visível tanto a refletância quanto a transmitância das folhas apresentam valores inferiores a 15% da energia incidente. Já na região do infravermelho próximo, o comportamento da REM referente à reflexão,

transmissão e absorção é estabelecido pelas propriedades ópticas das folhas, que são dependentes das estruturas internas das mesmas.

A reflectância da vegetação sadia na região do infravermelho próximo pode alcançar valores próximos a 50% do total de energia incidente (CARVALHO, 2005), essa alta refletância se deve a estrutura interna das folhas (THIAM e EASTMAN, 1999).

Na região do infravermelho médio a refletância da vegetação apresenta uma diminuição dos valores da energia refletida, em função da quantidade de água líquida existente na folha (MOREIRA, 2011).

A Figura 20 refere-se à curva espectral média da vegetação sadia, sendo possível observar uma baixa reflectância para comprimentos de onda igual ou inferior a  $0,7\mu\text{m}$  causada devido à absorção gerada pelos pigmentos. Para os comprimentos variando entre  $0,7\mu\text{m}$  a  $1,3\mu\text{m}$ , devido à interferência da estrutura celular, a reflectância apresenta valores mais altos. Para os comprimentos variando entre  $1,3\mu\text{m}$  a  $2,5\mu\text{m}$  a maior influência na refletância é causada pelo conteúdo de água das folhas, podendo ser observado dois máximos de absorção em  $1,4\mu\text{m}$  e  $1,95\mu\text{m}$ .



Fonte: Veronese, 2000.

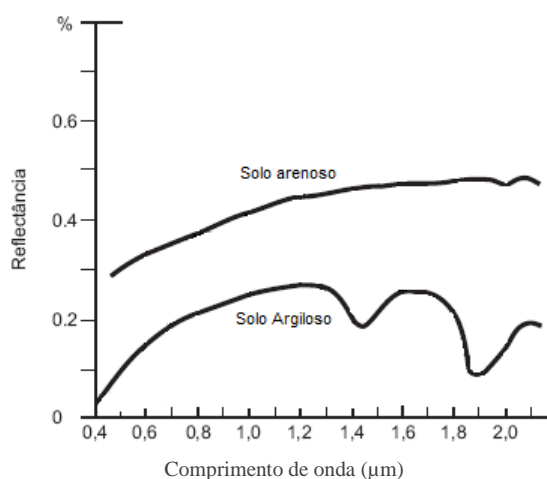
**Figura 20** – Comportamento espectral da vegetação sadia.

### 3.3.3 Comportamento espectral do solo

O comportamento espectral do solo está diretamente relacionado aos seus principais constituintes, sendo eles: matéria orgânica, óxidos de ferro, argilominerais, além da distribuição granulométrica e umidade.

Segundo Moreira (2011), a quantidade de energia refletida por um dado tipo de solo é essencialmente função de seus constituintes, e estes, em situações específicas, interagem com a energia refletida pelo solo, gerando uma resposta espectral característica para cada parâmetro.

A constituição mineral, bem como a presença de matéria orgânica e umidade, determinam o comportamento espectral dos solos. A refletância apresenta valores menores nas regiões do azul, aumentando sucessivamente nas regiões do vermelho, do infravermelho próximo e do infravermelho próximo médio. Os óxidos e os hidróxidos de ferro diminuem a reflexão no comprimento de onda do azul, aumentando no intervalo espectral do verde ao infravermelho próximo. Os altos teores de umidade no solo ocasionam redução da reflectância, em todos os comprimentos de onda. O aumento de matéria orgânica gera redução da reflectância. O nível de matéria orgânica é melhor discriminado nas regiões do visível e infravermelho próximo até o comprimento de onda igual a 1,2  $\mu\text{m}$  (VERONESE, 2000). A Figura 21 apresenta a curva média da reflectância dos solos referente à sua granulometria. A partir da análise da curva espectral é possível observar que os solos arenosos tendem a apresentar maior reflectância do que os argilosos, tal fato se deve as menores concentrações de matéria orgânica, óxidos de ferro e minerais opacos (constituintes que reduzem a reflectância) nos solos arenosos.

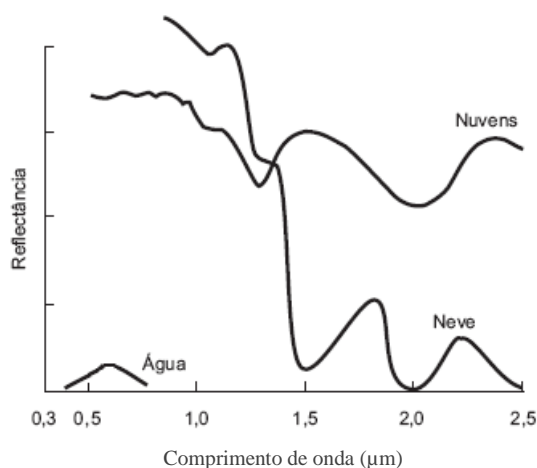


Fonte: Modificado de Veronese, 2000.

**Figura 21** - Comportamento espectral do solo.

### 3.3.4 Comportamento espectral da Água

Os três estados físicos em que a água se apresenta na natureza proporcionam, a cada um deles, comportamentos espectrais distintos. O comportamento espectral da água no estado líquido apresenta baixa reflectância (menor do que 10%) na faixa compreendida entre 0,38 e 0,7 $\mu$ m e máxima absorção para valores superiores a 0,7 $\mu$ m. Ressaltando que, o comportamento espectral de corpos d'água é fortemente influenciado pelos processos de absorção e espalhamento causados por objetos dissolvidos e em suspensão, proporcionando assim, o deslocamento máximo de reflectância espectral para o verde-amarelo, enquanto que a presença de matéria inorgânica em suspensão implica em um deslocamento em direção ao vermelho. O comportamento espectral de nuvens apresenta elevada reflectância (em torno de 70%), em todo o espectro óptico com destacadas bandas de absorção em 1, 1,3 e 2 $\mu$ m (VERONESE, 2000). A Figura 22 apresenta o comportamento espectral da água.



Fonte: Modificado de Bowker et al., 1985 anput Veronese, 2000.

**Figura 22** - Comportamento espectral da água.

Diferentemente do que ocorre com o solo e com a vegetação, a maior parte do fluxo radiante incidente sobre a água é absorvido ou transmitido.

A água pura, ou seja, isenta de matéria orgânica ou inorgânica apresenta um comportamento espectral próprio, absorvendo e/ou espalhando seletivamente a radiação incidente ou a luz solar descendente na coluna d'água, promovendo alterações tanto na sua intensidade quanto na sua composição espectral. Em contra partida, as águas naturais apresentam grande variedade de constituintes, dificultando dessa forma, a

extração de informação quantitativa por meio de dados de Sensoriamento Remoto. Esses elementos chamados de componentes opticamente ativos são os responsáveis pelas diferentes respostas espectrais da água registradas pelos sensores, sendo eles matéria orgânica dissolvida; material em suspensão; pigmentos fotossintetizantes; dentre outros (JENSEN, 2009).

Deste modo, medidas *in situ* dos componentes opticamente ativos podem ser empregados no estudo de feições espectrais e da sensibilidade delas às mudanças de concentração desses constituintes, de forma a encontrar uma relação entre as variáveis espectrais e limnológicas.

### **3.3.5 Sistema OLI/Landsat 8**

O programa Landsat iniciou-se como ERTS-1 (*Earth Resource Technology Satellit*) recebendo no ano de 1975 o nome Landsat 1. Tal programa teve como principal objetivo a interpretação das informações multiespectrais sobre aspectos agrícolas, florestais, oceanográficos e geológicos.

A configuração da órbita dos satélites Landsat 1, 2 e 3 foi estabelecida de tal modo que a cada 18 dias uma nova revisita sobre uma determinada área aconteceria. Tais satélites levaram a bordo os instrumentos: câmeras RBV (*Return Beam Vidicon*) e MSS (*Multispectral Scanner System*). O Landsat 4 fez parte da segunda geração dos sistemas passivos de alta resolução, começando a operar em 1982, com o MSS e o sensor TM (*Thematic Mapper*), projetado para dar suporte às pesquisas nas mais diversas áreas temáticas, especializado em recursos naturais. Em fevereiro de 1983 o canal de transferência dos dados deixou de ser usado, e este foi então substituído pelo Landsat 5. Embora o MSS do satélite L5 tenha deixado de enviar dados em 1995, o sensor TM continuou ativo até o ano de 2011. Em setembro 1994, a NASA lançou o Landsat 6, porém o satélite nunca entrou em fase operacional. O Landsat 7 foi lançado para substituir o Landsat 5 já no final de sua vida útil. Essa substituição proporcionou diversos benefícios devido a mudança do scanner TM pelo ETM+ (*Enhanced Thematic Mapper Plus*). O Landsat 7 enviou dados completos para a Terra até 2003.

O Landsat 8 foi lançado em 11 de fevereiro de 2013. Tal satélite carrega a bordo dois instrumentos: O sensor OLI (*Operational Land Imager*) e o sensor infravermelho (TIRS).

Os produtos gerados pelo sensor OLI/Landsat 8 consistem de nove bandas multiespectrais com resolução espacial de 30 metros (bandas de 1 a 7 e 9) e uma banda pancromática (8) com resolução espacial de 15 metros. A resolução radiométrica das imagens é de 12 Bits, e esse ganho radiométrico possibilita uma maior caracterização de alvos da imagem. A Tabela 10 apresenta as características espectrais do sensor imageador OLI.

**Tabela 10-** Características espectrais do sensor imageador OLI.

<b>Bandas OLI/Landsat 8</b>	<b>Comprimento de Onda (µm)</b>	<b>Resolução (m)</b>
Banda 1 – <i>Coastal aerosol</i>	0.43 – 0.45	30
Banda 2 – azul	0.45 – 0.51	30
Banda 3 – verde	0.53 – 0.59	30
Banda 4 – vermelho	0.64 – 0.67	30
Banda 5 – infravermelho próximo	0.85 – 0.88	30
Banda 6 – infravermelho médio 1	1.57 – 1.65	30
Banda 7 – infravermelho médio 2	2.11 – 2.29	30
Banda 8 – pancromática	0.50 – 0.68	15
Banda 9 – <i>Cirrus</i>	1.36 – 1.38	30

Fonte: [http://landsat.usgs.gov/band\\_designations\\_landsat\\_satellites.php](http://landsat.usgs.gov/band_designations_landsat_satellites.php)

### 3.3.6 Transformações em imagens multiespectrais

Considerando as imagens orbitais, seu caráter multiespectral possibilita a determinação de algumas transformações espectrais que geram novos conjuntos de componentes espectrais, podendo tornar discerníveis informações não antes evidentes nos dados originais.

Liu (2007) comenta que o uso dos índices de vegetação permite sintetizar as informações espectrais e discriminar as áreas cobertas por vegetação, além de possibilitar a análise das condições de crescimento das culturas, ocorrências de doenças, pragas, secas, geadas e diversos eventos catastróficos meteorológicos.

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI - Normalized Difference Vegetation Index) é um dos índices mais empregados, desenvolvido por Rouse *et al.* (1973) para inferir o grau de cobertura vegetal da superfície terrestre. Tal

índice é um modelo resultante da álgebra entre os níveis de reflectância de imagens orbitais, composto pelas respostas das bandas espectrais do vermelho e infravermelho próximo.

A normalização proposta por Rouse *et al.* (1973) proporcionou a minimização dos efeitos do ângulo solar zenital, dos efeitos gerados devido a condição atmosférica, da declividade e da geometria de aquisição (SHIMABUKURO *et al.*, 1998). Os valores provenientes de tal índice estão contidos em uma escala que varia de -1 e 1 (RAMME *et al.*, 2010). A Equação 8 apresenta o modelo empregado na obtenção do NDVI.

$$NDVI = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V} \quad (8)$$

Em que:

NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*;

$\rho_{IV}$  - reflectâncias na banda do infravermelho próximo;

$\rho_V$  - reflectâncias na banda do vermelho.

### 3.3.7 Plantas Aquáticas

Invasões de plantas aquáticas em água doce, estuários e várzea podem diminuir a biodiversidade, ameaçar o habitat aquático e degradar a qualidade da água (HESTIR *et al.*, 2008).

Esteves (1998) comenta que diversos reservatórios artificiais destinados a atenderem as inúmeras demandas da população, enfrentam um crescente processo de eutrofização, reduzindo assim a possibilidade de usos múltiplos dos reservatórios, e gerando um aumento considerável no custo do tratamento da água.

A Eutrofização ocorrente em diversos reservatórios é um fenômeno ocasionado devido ao aumento de nutrientes nos ecossistemas aquáticos, sendo frequentemente causada por atividades antrópicas e estando relacionada ao aumento desordenado das macrófitas aquáticas, de forma que estas interfiram diretamente nos diversos usos da água. Segundo Esteves (1998), as macrófitas aquáticas referem-se a vegetação que permanece total ou parcialmente submersa em água doce ou salobra, ou ainda flutuante na mesma, durante um determinado período de tempo.

Entre as diversas espécies de macrófitas está a *Egeria densa*, pertencente à família Hydrocharitaceae. Esta macrófita aquática permanece submersa e enraizada durante todo seu ciclo fenológico, se multiplicando em sua maioria, por fragmentação do caule, e raramente por sementes. É uma espécie de alta sobrevivência devido à sua boa capacidade adaptativa e forma de fragmentação, garantindo regeneração acelerada e baixo custo energético (OLIVEIRA et al., 2005). A *Egeria densa* é nativa da América do Sul e amplamente disseminada por várias partes do mundo, principalmente em regiões de clima tropical. Segundo Winton e Clayton (1996), esta macrófita é considerada uma invasora agressiva em muitos países. No Brasil, é considerada nativa nos estados de Minas Gerais e Espírito Santo (CARVALHO et al., 2005).

Tal invasora aquática em condições ideais, elimina ou reduz sensivelmente a quantidade das espécies nativas do local onde se prolifera alterando consideravelmente a dinâmica do ecossistema aquático.

### **3.3.8 Uso do Sensoriamento Remoto na detecção de plantas aquáticas invasoras**

O acúmulo de material sedimentável e de nutrientes no leito dos rios e reservatórios proporcionam uma condição de desequilíbrio caracterizada pela grande disponibilidade de nutrientes e decorrentes processos de eutrofização (ESTEVES, 1998). A ocorrência de plantas aquáticas invasoras afetam negativamente o ecossistema e a dinâmica fluvial, influenciando diretamente na qualidade e na disponibilidade da água tanto para armazenamento e transporte quando para os demais usos.

O mapeamento da extensão e a severidade da invasão são parâmetros que oferecem uma contribuição valiosa para os gestores, especialmente na escolha de medidas de controle e monitoramento do dano (UNDERWOOD et al., 2006). Entretanto, o uso de técnicas tradicionais para mapear as espécies invasoras pode elevar o custo da intervenção principalmente se for considerada a extensão dos reservatórios brasileiros. Uma alternativa considerável seria o uso de técnicas que compõem o Sensoriamento Remoto por oferecem o potencial para detecção automatizada das áreas infestadas (VIS et al., 2003; AHMED et al., 2009) e também por permitirem abrangência espacial e temporal de imageamento da superfície estudada. A eficiência dessa ferramenta foi confirmada em inúmeras pesquisas, por meio do uso de imagens

multiespectrais (SABO BOSCHI et al., 2012; ROTTA et al., 2011; AHMED et al., 2009; VINCENT et al., 2004; ELMORE et al., 2000) e hiperespectrais (ANDREW e USTIN, 2008; HESTIR et al., 2008; CHENG et al., 2007; LAWRENCE et al., 2006; WILLIAMS et al., 2003; KOPONEN et al., 2002).

Esteves (1998) menciona que o uso tanto de espectroradiometria quanto de dados orbitais constitui-se uma nova forma de analisar as características limnológicas dos ambientes aquáticos. Segundo o autor, considerando a extensão e volume dos corpos hídricos existentes no País torna-se cada vez *mais* necessário e evidente a introdução de novas técnicas que permitam monitorar a dinâmica e as características desses ambientes.

Underwood et al. (2006) investigaram o uso de imagens hiperespectrais de resolução espacial diferente para mapear espécies de plantas aquáticas invasoras no Vale Central da Califórnia. A localização de tais plantas foi obtida via GPS cobrindo uma área de 2.139 km<sup>2</sup> e empregadas na validação da identificação da invasão. Foi empregado o modelo de mistura espectral para identificar duas espécies invasoras *Egeria densa*, macrófita submersa e *Eichhornia crassipes*, macrófita flutuante. As precisões obtidas por meio das classificações empregando imagens hiperespectrais de melhor resolução foram 93% para *Egeria densa* e 73 % para *Eichhornia crassipes*. No entanto, para resoluções espectrais menores, os resultados de precisão foram de 29 % para *Egeria densa* e 65% para *Eichhornia crassipes*. Segundo os autores a diferença de precisão é provavelmente explicada pela ampla gama de turbidez da água. Os resultados comprovaram que o uso de imagens hiperespectrais foi promissor apresentando eficácia na identificação automática de espécies invasoras.

Shruti Khanna et al. (2009) apresentaram um sistema integrado de abordagens para o mapeamento de espécies invasoras flutuantes utilizando dados hiperespectrais e métodos como: Mapeamento do Ângulo Espectral, Modelo Linear de Mistura Espectral, Remoção do Contínuo e vários índices em um formato de árvore de decisão. As entradas mais importantes utilizadas na criação da árvore foram: reflectância da região do infravermelho e do infravermelho próximo, frações do Modelo Linear de Mistura Espectral e valores do Mapeamento do Ângulo Espectral. Os resultados mostraram precisão média de 88% para a espécie flutuante 1, 87% para a espécie flutuante 2 e 71% para a espécie flutuante 3.

Ahmed et al. (2009) utilizaram as técnicas de Sensoriamento Remoto e processamento de imagem para o estudo de três lagoas costeiras do Norte Africano (Merja Zerga, Marrocos; Ghar El Melh, na Tunísia e Lago Manzala, Egito), visando demonstrar a utilidade de imagens orbitais na identificação de características ambientais em lagoas costeiras e na análise das mudanças biofísicas ocorridas nesses ambientes. Uma combinação de imagens MSS/Landsat, TM/Landsat, ETM<sub>+</sub>/Landsat e imagens ASTER foram empregadas para um período de três décadas (1972- 2004). Os resultados mostraram que o uso do Sensoriamento Remoto foi promissor na detecção das mudanças qualitativas da paisagem em estudo.

Lee et al. (2011) utilizaram um espectrômetro portátil para avaliar a viabilidade do uso de imagens hiperespectrais para mapear os tipos dominantes e a quantidade de vegetação aquática existente nos rios Carson e Truckee, localizados em Nevada. Os resultados apresentaram uma precisão global superior a 95% para identificação de comunidades de macrófitas e de 82% para uma comunidade de algas filamentosas, nesse último caso a precisão foi menor devido à coloração marrom das algas que proporcionou ao classificador uma confusão com sedimentos. O estudo comprovou que o uso de dados hiperespectrais aerotransportados na identificação de vegetação aquática é uma alternativa viável.

Hestir et al. (2012) testaram o desempenho de um classificador, baseado em árvore de decisão, utilizando uma coleção de imagens do sensor aerotransportado hiperespectral Hymap de forma a prever a ocorrência de possíveis plantas invasoras. Os resultados comprovaram que o classificador foi bem sucedido e teve o desempenho mais estável quando aplicado a conjuntos de dados históricos de imagem: precisões gerais variaram de 78,8% a 85,9%.

### **3.4 Metodologia**

#### **3.4.1 Área de Estudo**

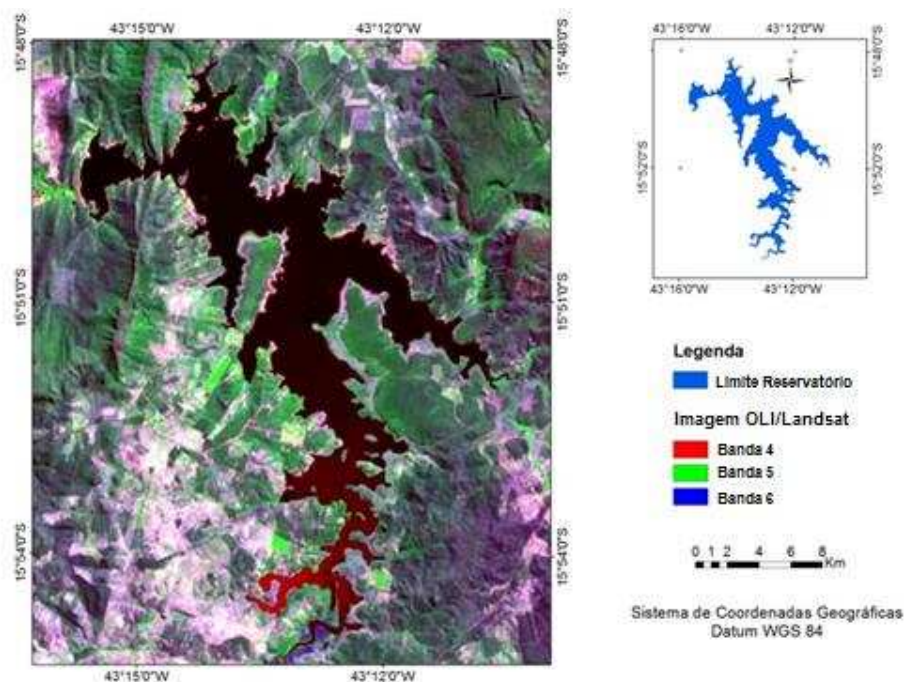
O reservatório Bico da Pedra foi desenvolvido pela CODEVASF – Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco e do Parnaíba, visando fornecer água aos perímetros irrigados. Sua capacidade é de 705 hm<sup>3</sup> de água, sendo sua área

compreendida por 5000 hectares, profundidade máxima igual a 45 metros e 305 metros de extensão. Tal reservatório está compreendido entre os municípios de Janaúba e Nova Porteirinha, localizado entre as coordenadas geográficas 15° 47' e 15° 56' de latitude sul e 43° 09' e 43° 16' de longitude oeste, estando inserido na porção semiárida do Norte do Estado de Minas Gerais.

A área em que se encontra localizado o reservatório é uma região propensa à desertificação, caracterizada pelo baixo índice pluviométrico, distribuição irregular de chuvas e de longos períodos de seca, além de apresentar fortes sinais de degradação, tais como o uso ilimitado dos recursos naturais e desmatamentos.

Os solos da área em estudo são em parte cobertos por culturas agrícolas e por vegetação do tipo Mata Seca. O clima pertencente à área em estudo segundo a classificação sugerida por Köppen e Geiger (1928), caracteriza-se como Tropical de savana com estação seca de inverno. Os períodos de chuva correspondentes são bastantes irregulares, ocorrendo entre os meses de outubro a abril. O índice pluviométrico médio anual é cerca de 800 mm, apresentando má distribuição de chuvas. Durante os meses de setembro e outubro, a deficiência nos solos é muito profunda e as águas dos rios descem a níveis críticos.

A Figura 23 apresenta a composição colorida das bandas 4, 5 e 6 do sensor OLI/Landsat 8 referente ao Reservatório do Bico da Pedra, localizado no Estado de Minas Gerais.



**Figura 23** – Composição colorida das bandas 4, 5 e 6 do OLI/Landsat 8 referente à área em estudo.

### 3.4.2 Imagem Orbital

A imagem digital utilizada neste estudo foi adquirida pelo sensor OLI/ Landsat 8, com passagem no dia 29 de maio de 2013, órbita/ponto 218/071, através de *download* no site <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Essa imagem foi utilizada na geração do índice destinado a identificar ocorrência de plantas invasoras em reservatórios (IPA) e também para geração do NDVI, visando à definição do uso e cobertura do solo no entorno do reservatório.

A imagem foi corrigida radiometricamente pelo método *Dark Object Subtraction* (DOS) sugerido por Chavez (1988), com o desenvolvimento desse algoritmo no SPRING através da Linguagem Espacial para Geoprocessamento Algébrico (LEGAL). O modelo empregado para a realização desta correção está representado na Equação 6.

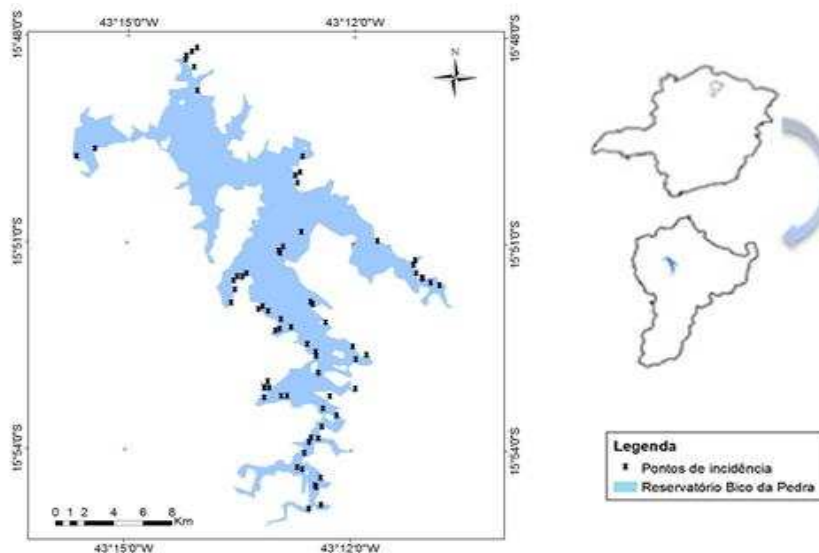
A Figura 24, ilustra um fluxograma do algoritmo implementado no software SPRING, o qual foi utilizado para a correção atmosférica das bandas OLI/Landsat 8, usadas na determinação dos índices NDVI e IPA.



**Figura 24** - Fluxograma usado na elaboração do algoritmo utilizado para a correção atmosférica das bandas OLI/Landsat 8, usadas na determinação dos índices NDVI e IPA.

A correção geométrica não foi necessária uma vez que as imagens são disponibilizadas após processo de ortorretificação.

Foram coletados pontos de controle em locais com maior incidência de plantas aquáticas no reservatório Bico da Pedra, no dia 29 de maio de 2013, sendo o mesmo mês de tomada da imagem empregada neste estudo. Setenta pontos foram levantados ao longo do reservatório utilizando um receptor GPS de navegação da marca Garmin, modelo eTrex 10. A Figura 25 ilustra a localização dos pontos de incidência das macrófitas ao longo do reservatório.



**Figura 25** – Localização dos pontos de incidência de plantas aquáticas levantados em campo.

Tais pontos foram utilizados na validação dos resultados, a partir da análise espacial, considerando a sobreposição desses pontos com as áreas identificadas automaticamente pelo processo de classificação de imagens, como plantas aquáticas invasoras.

### 3.4.3 Gráficos de dispersão para definição do IPA (Índice de Identificação de Plantas Aquáticas)

Primeiramente buscou-se identificar quais bandas apresentavam maior separabilidade das classes existentes no reservatório em estudo, considerando os alvos corpos d' água, sedimentos e plantas aquáticas.

Essa identificação foi definida pela análise da correlação entre as bandas da imagem OLI/Landsat 8, obtida através da geração dos gráficos de dispersão dos valores dos pixels representados num plano cartesiano.

### 3.4.4 Índice de identificação de Plantas Aquáticas (IPA)

O IPA é o índice proposto para identificar regiões de infestação de plantas aquáticas em reservatórios. O modelo utilizado neste índice é baseado em operações aritméticas na razão de bandas, entre os níveis de reflectância de imagens orbitais

provenientes do sensor OLI/Landsat 8, composto pelas respostas das bandas espectrais do azul e do vermelho, ilustrado na Equação (9).

$$IPA = \frac{\rho V - \rho A}{\rho V + \rho A} \quad (9)$$

Em que:

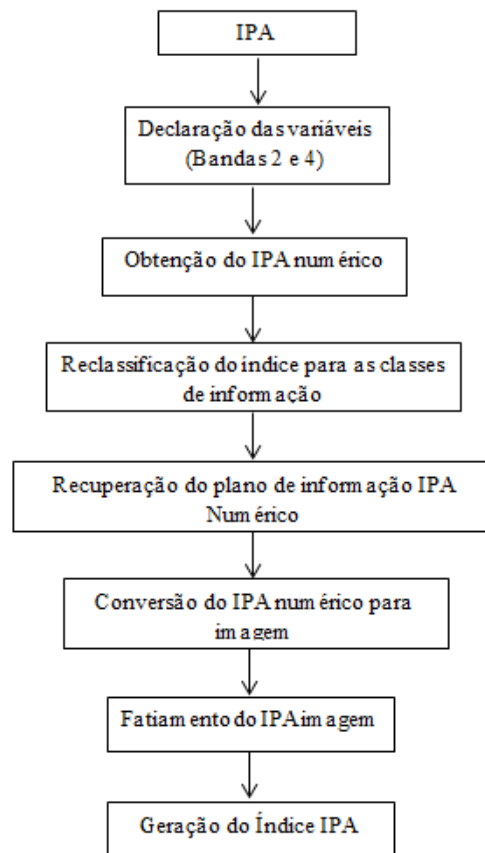
IPA - Índice de identificação de plantas aquáticas;

$\rho V$ - reflectâncias na região do vermelho;

$\rho A$  - reflectâncias na região do azul.

Essa equação gera um índice que varia de -1 a 1. Quanto maior o valor do índice maior a presença de sedimentos no corpo d'água, menores valores correspondem a um corpo d'água límpido e profundo e valores intermediários correspondem a incidência de plantas aquáticas invasoras.

O índice de detecção de plantas aquáticas foi desenvolvido em linguagem de programação LEGAL do SPRING. A Figura 26 ilustra o fluxograma do algoritmo empregado para o desenvolvimento desse modelo.



**Figura 26** - Fluxograma referente ao desenvolvimento do algoritmo utilizado para a obtenção do IPA.

A partir da identificação das bandas da região do azul e do vermelho, com o auxílio dos gráficos de dispersão, realizou-se uma operação algébrica entre os níveis de reflectância das bandas correspondentes, obtendo assim o IPA.

O índice foi validado por meio de 70 pontos coletados em campo com receptor de navegação, localizados em áreas com maior incidência de infestação.

Utilizando as bandas 4, 5 e 6 foi realizada uma classificação supervisionada no reservatório em estudo, empregando o classificador MaxVer. O objetivo da realização desta classificação foi de compará-la ao resultado do IPA e analisar se o uso de tal índice ofereceria ganho de informação na identificação e espacialização de plantas invasoras.

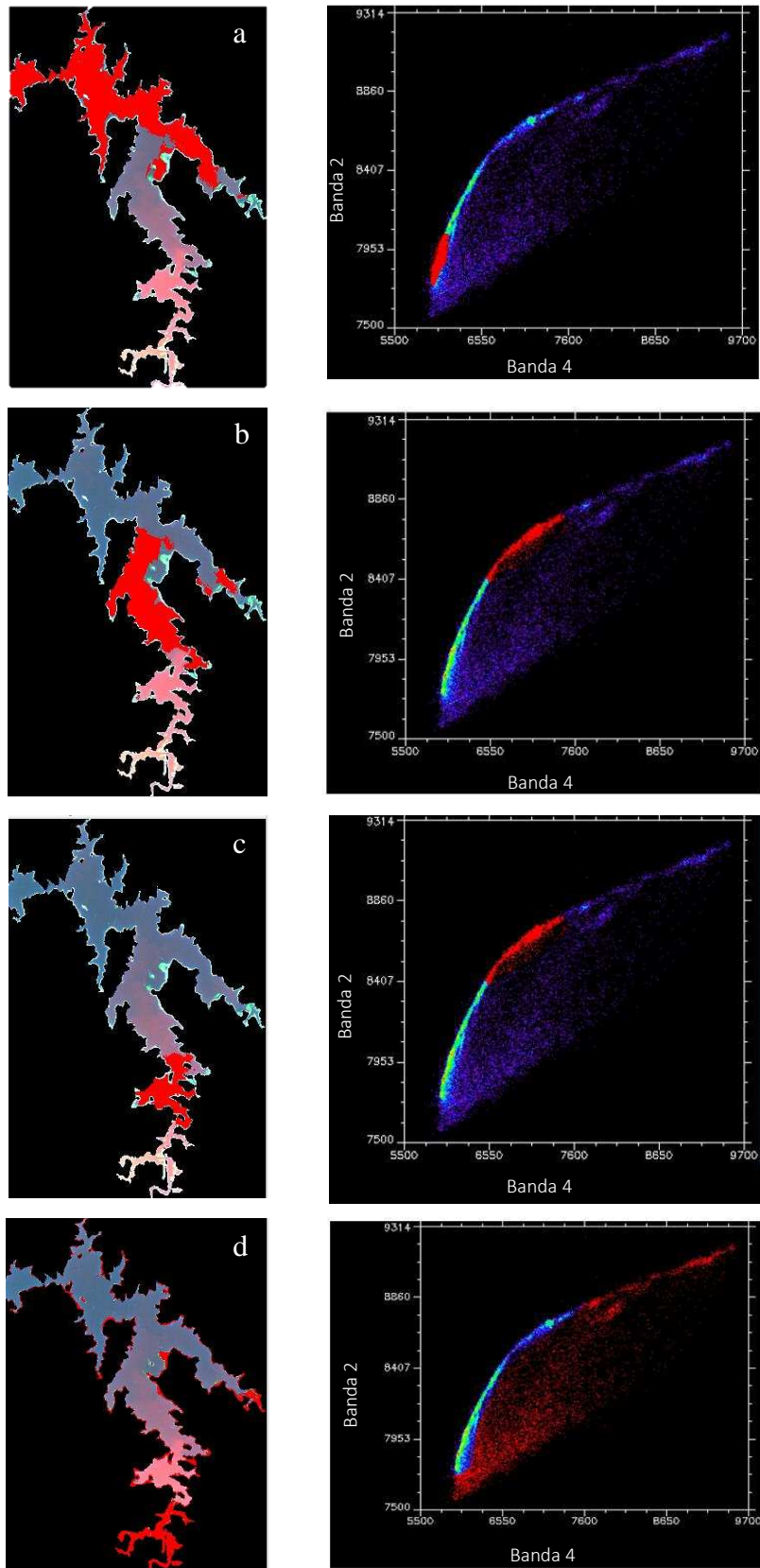
As amostras de treinamento, empregadas na classificação foram cuidadosamente selecionadas baseadas nos pontos de identificação de incidência das plantas aquáticas invasoras existentes no reservatório em estudo.

A partir do uso do classificador MaxVer empregou-se as bandas 4, 5 e 6 e as informações de contexto contidas no IPA e no NDVI, no processo de classificação supervisionada a fim de verificar se os resultados seriam melhores inserindo tais informações à classificação.

### **3.5 Resultados e Discussão**

#### **3.5.1 Gráficos de dispersão para definição do IPA**

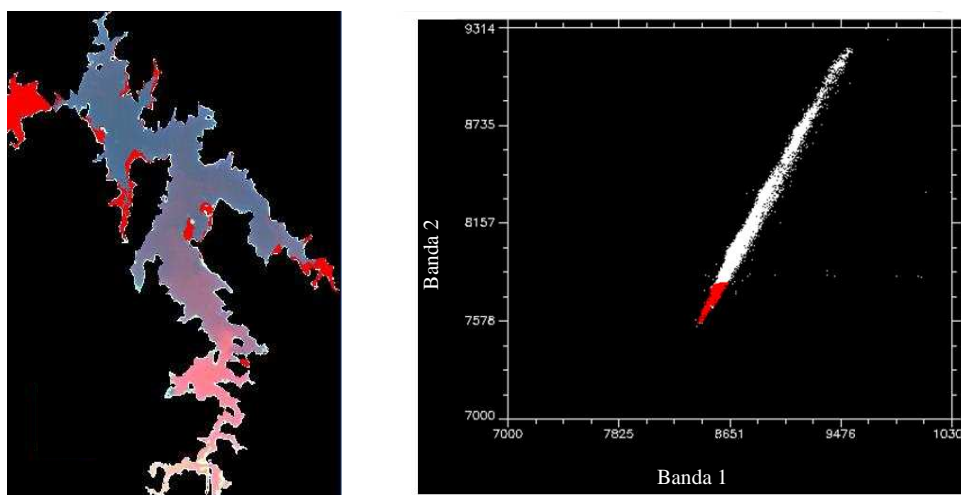
Após análises dos gráficos de dispersão referente aos valores dos pixels representados num plano cartesiano, as bandas que apresentaram maior separabilidade das classes existentes no reservatório em estudo, considerando os alvos corpos d' água, sedimentos e plantas aquáticas, foram as bandas 4 e 2 do sensor OLI/Landsat 8, com a banda 4 representada no eixo x e a banda 2 correspondente ao eixo y. A Figura 27 apresenta o gráfico de dispersão entre as bandas 4 e 2 (a direita) e a esquerda a separabilidade das classes (água, plantas aquáticas, sedimentos + sedimentos e plantas aquáticas) existentes no reservatório em estudo.



**Figura 27** – Separabilidade das classes: água (a); plantas aquáticas (b); sedimentos e plantas aquáticas (c) e sedimentos (d) e dispersão no gráfico dos pixels correspondentes a cada classe.

A correlação entre as demais bandas que compõem o OLI/Landsat 8 também foram analisadas, porém, nenhuma apresentou resultados tão satisfatórios, como pode ser analisado na figura 28.

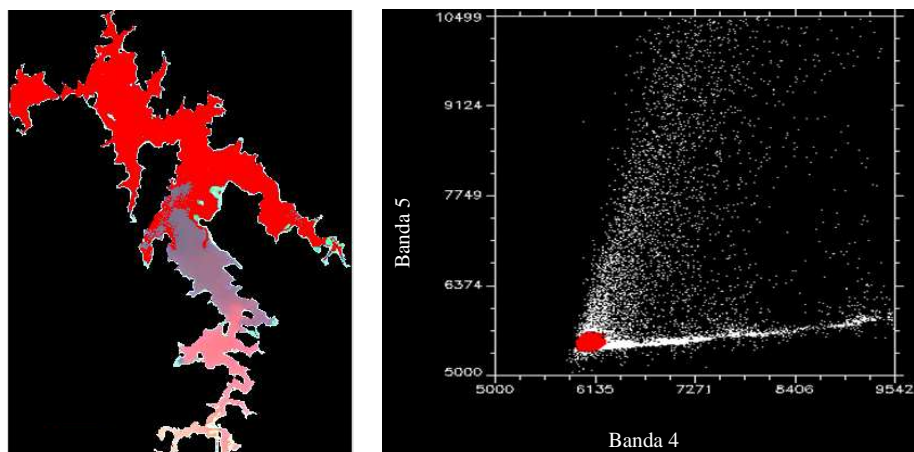
A Figura 28 apresenta o gráficos de dispersão dos valores dos pixels simulados num plano cartesiano, com a banda 1 representada no eixo x e a banda 2 correspondente ao eixo y, na tentativa de separabilidade da classe água das demais classes já anteriormente citadas.



**Figura 28** – Tentativa de separabilidade da classe água empregando as bandas 1 e 2 do OLI/Landsat 8 e dispersão no gráfico dos pixels correspondentes a essa classe.

Através da análise da identificação da classe água no gráfico de dispersão representado na Figura 25, foi possível observar que parte da classe água foi confundida com a classe sedimentos, indicadas pelas setas (identificadas por levantamento em campo). O que indica que a combinação das bandas 1 e 2 na elaboração do IPA não seria uma boa alternativa.

A Figura 29 apresenta o gráfico de dispersão dos valores dos pixels simulados num plano cartesiano, com a banda 4 representada no eixo x e a banda 5 correspondente ao eixo y, na tentativa de separabilidade da classe água das demais classes.



**Figura 29** – Tentativa de separabilidade da classe água empregando as bandas 4 e 5 do OLI/Landsat 8 e dispersão no gráfico dos pixels correspondentes a essa classe.

A análise da Figura 29 permitiu verificar que o uso das bandas 4 e 5 também implicaria em confusão entre as classes água e sedimentos. Mostrando assim que a combinação de tais bandas na implementação do IPA não seria interessante.

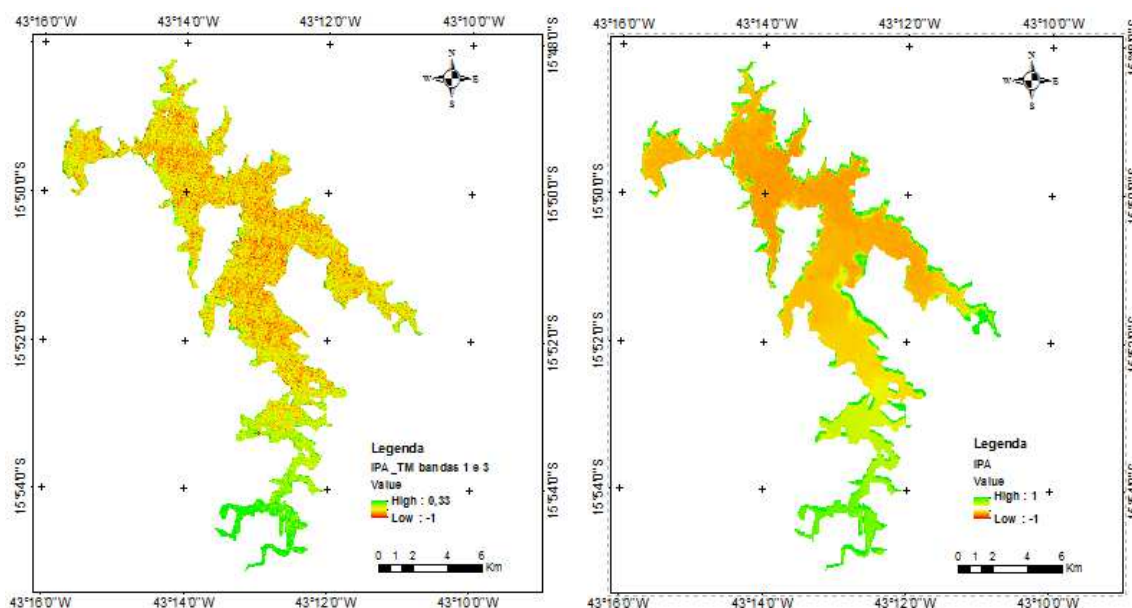
As demais combinações foram testadas e desconsideradas devido à verificação de confusão entre as classes. Assim, por meio da geração de gráficos de dispersão com as bandas do sensor OLI/Landsat 8 analisou-se a correlação entre as bandas, a fim de caracterizar a separabilidade das áreas infestadas e das não infestadas. Verificou-se que as bandas espectrais que melhor distinguiram as áreas infestadas e áreas assoreadas das áreas isentas de infestação no reservatório em estudo, foram as bandas correspondentes à região espectral azul (banda 2 – 0.45 a 0.51  $\mu\text{m}$ ) e vermelha (banda 4 - 0.64 a 0.67  $\mu\text{m}$ ).

### 3.5.2 Índice de identificação de Plantas Aquáticas (IPA)

O ganho proporcionado pela melhora da resolução radiométrica do sensor OLI/Landsat 8 permitiu uma boa identificação da variação das características espectrais de corpos d'água na presença de plantas aquáticas invasoras, antes mesmo da imagem ser processada.

Acredita-se que a diminuição do intervalo espectral da banda 4 (antiga banda 3), proporcionou melhor distinção dos alvos de plantas aquáticas submersas, comparando com o uso da banda 1 (0,45 - 0,52  $\mu\text{m}$ ) e 3 (0,63 - 0,69  $\mu\text{m}$ ), ambas relativas ao sensor TM/Landsat 5. A Figura 30 apresenta o IPA gerado a esquerda com as bandas 1 e 3 do

TM/Landsat 5 e a direita o mesmo índice gerado com as bandas correspondentes 2 e 4 do OLI/Landsat 8.



**Figura 30** – À esquerda IPA gerado com as bandas 1 e 3 do TM/Landsat 5, referente mês de março de 2011 e a direita IPA gerado com as bandas 2 e 4 do OLI/Landsat 8, referente mês de março de 2013.

Através da análise da Figura 30, mesmo estas não sendo da mesma época, foi possível observar melhora na distinção dos alvos com o emprego do IPA utilizando as bandas 2 e 4 do OLI/Landsat 8 quando comparado ao índice gerado com as banda 1 e 3 do TM/Landsat 5.

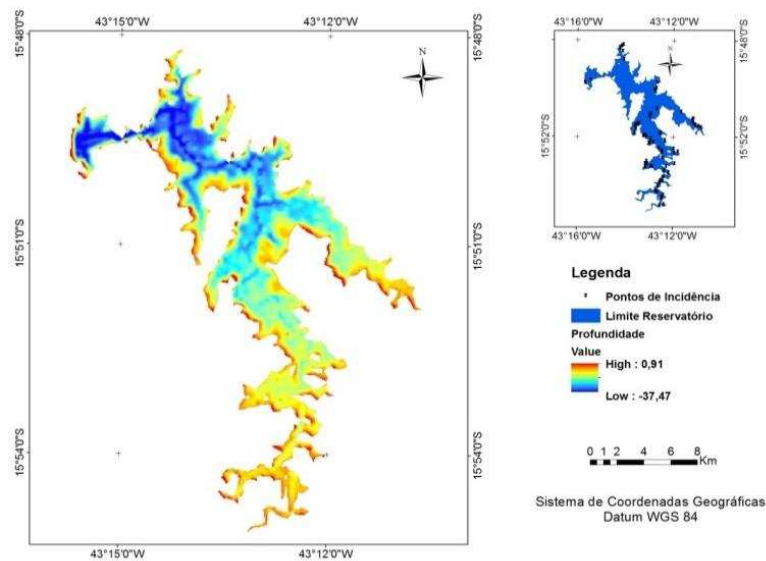
### 3.5.3 Classificação supervisionada empregando informações de contexto

Após a geração do IPA foi possível obter um mapa contendo a espacialização das plantas aquáticas invasoras, das áreas assoreadas e das áreas isentas de vegetação aquática. Os resultados do índice foram gerados pelo algoritmo implementado pelo SPRING, e posteriormente foram reclassificados e apresentados em mapas gerados no software ArcGis 10.1.

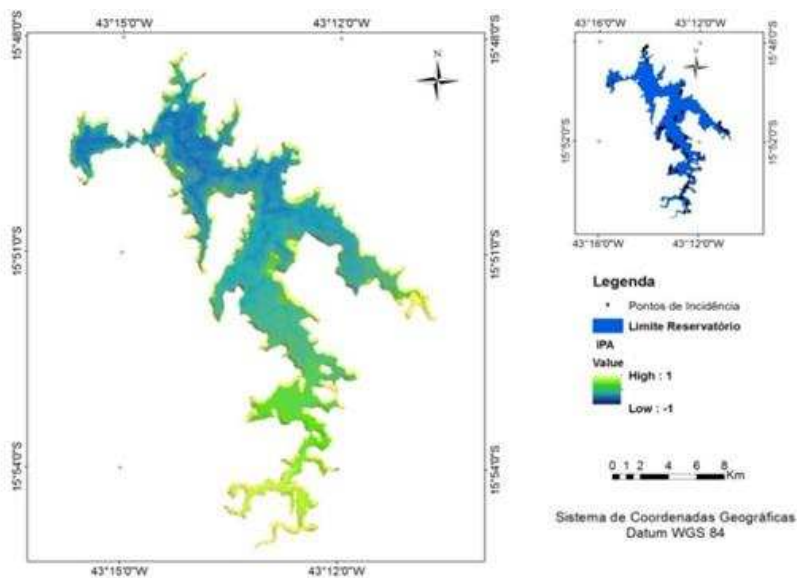
A partir do mapa batimétrico do reservatório Bico da Pedra gerado, para o ano de 2007, fornecido pela CODEVASF – Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco e do Parnaíba foi possível realizar uma comparação entre os dados de profundidade, dados de localização das plantas aquáticas submersas coletados em campo e dados do índice IPA. Por meio desta análise observou-se uma forte correlação

visual de áreas com maior profundidade e menor presença de plantas aquáticas invasoras, o que se mostrou bastante coerente, visto que essas plantas necessitam da luz solar para melhor se desenvolver e em regiões mais profundas a quantidade de energia é menos efetiva.

A Figura 31 apresenta o mapa batimétrico do reservatório Bico da Pedra e a Figura 32 apresenta o índice IPA.

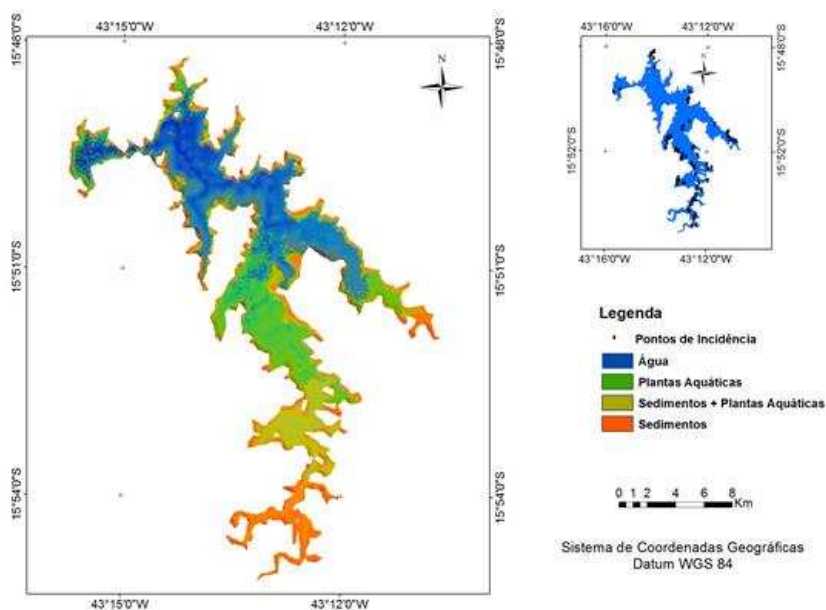


**Figura 31** – Mapa Batimétrico do reservatório Bico da Pedra.



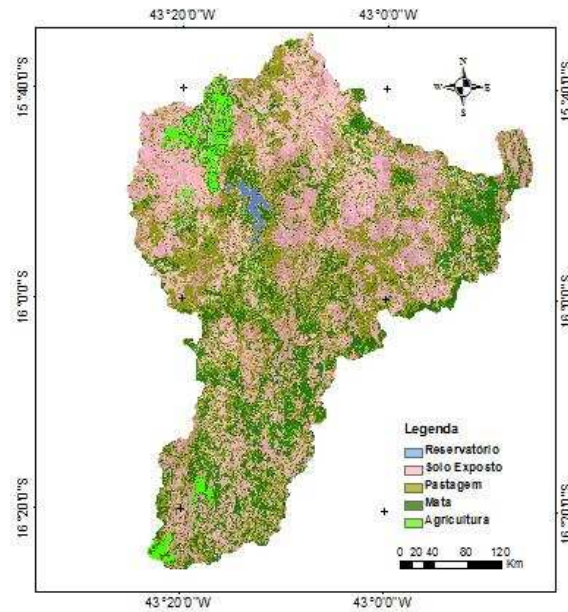
**Figura 32** – IPA para o reservatório Bico da Pedra.

Através do IPA foi realizada uma reclassificação para que cada classe de interesse fosse estabelecida. Assim todos os valores do índice entre -1 a -0,5 foram atribuídos à classe água, valores oscilando entre -0,5 a -0,4 foram atribuídos a plantas aquáticas, -0,4 a -0,15 a sedimentos e plantas aquáticas e valores de -0,15 a 1 à classe sedimentos. A Figura 33 apresenta o resultado das classes de interesse existentes no reservatório em estudo.



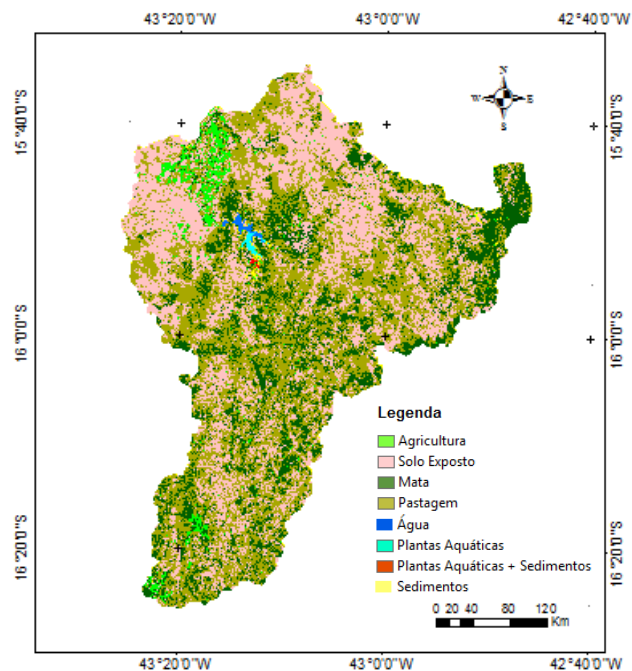
**Figura 33** – Reclassificação do IPA para identificação das classes de interesse.

A partir do NDVI obtido pelas bandas espectrais 4 e 5 do sensor OLI/Landsat 8, realizou-se a reclassificação de tais dados, identificando as seguintes classes de interesse: solo exposto (com valores NDVI entre 0 a 0,35), agricultura (com valores NDVI entre 0,74 a 1), mata (com valores NDVI entre 0,5 a 0,74) e pastagem (com valores NDVI entre 0,3 a 0,5). Tais classes foram selecionadas de modo a inferir sobre qual uso pode oferecer maior relevância na proliferação das invasoras aquáticas existentes no reservatório. A Figura 34 apresenta o mapa de Uso do solo para a Micro Bacia do Rio Gorutuba, obtido por meio da reclassificação do NDVI.



**Figura 34** – Uso do solo para a Micro Bacia do Rio Gorutuba, obtido por meio da reclassificação do NDVI.

Através da classificação pelo método supervisionado Maxver por meio das bandas 4, 5 e 6 do OLI/Landsat 8, obteve-se o mapa de Uso do solo contendo as classes: agricultura, solo exposto, pastagem, mata, água, plantas aquáticas, sedimentos e plantas aquáticas + sedimentos. A Figura 35 apresenta a classificação obtida pelo método supervisionado Maxver utilizando apenas as bandas espectrais.



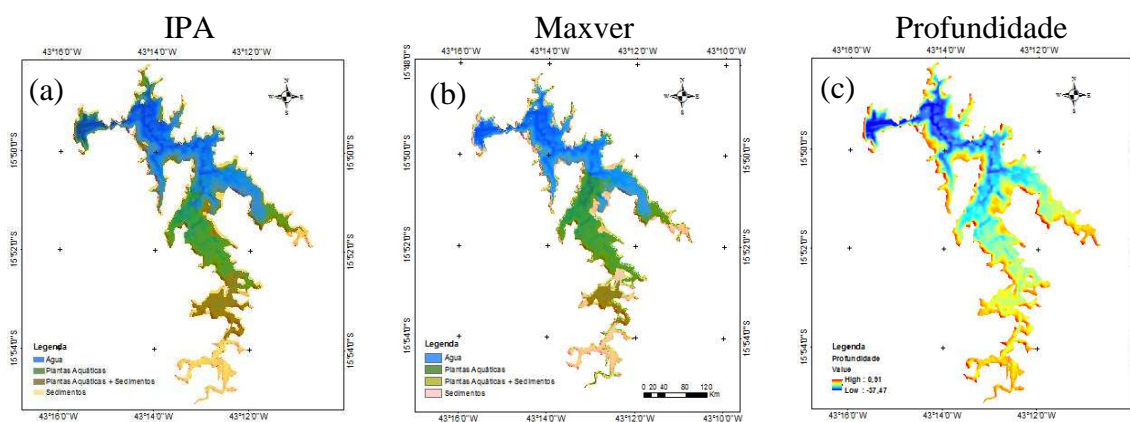
**Figura 35** – Uso do solo para a Micro Bacia do Rio Gorutuba, obtido por meio da classificação das bandas 4, 5 e 6 utilizando o classificador Maxver.

A validação da classificação da imagem utilizando as bandas 4, 5 e 6 foi obtida por meio da análise do desempenho geral, da confusão média, da abstenção média e da estatística TAU. Assim obteve-se desempenho geral igual a 96,04 %; Confusão média igual a 3,96 %; Abstenção media igual a 0,00 % e Estatística TAU igual a 95,47 %. Todos esses parâmetros foram gerados a partir da classificação no software SPRING. A Tabela 11 apresenta a exatidão temática de cada uma das classes obtida na classificação empregando somente as bandas espectrais 4, 5 e 6.

**Tabela 11** – Exatidão das classes obtida na classificação empregando somente as bandas espectrais 4, 5 e 6.

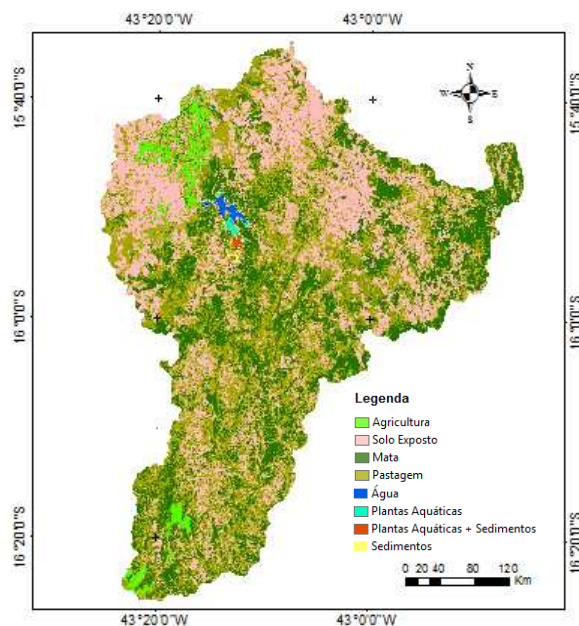
Classes	Exatidão do produtor	Exatidão do usuário
Plantas aquáticas	98,34%	99,35%
Água	100%	100%
Solo Exposto	92,35%	100%
Agricultura	96,30%	100%
Pastagem	99,64%	100%
Mata	100%	99,48%
Plantas aquáticas + Sedimentos	100%	100%
Sedimentos	100%	100%

Por meio de uma análise visual dos resultados obtidos na classificação e do mapa batimétrico foi possível verificar que o mapa temático gerado através da classificação sem as informações de contexto, superestima as áreas de incidência de plantas invasoras. Os pontos de incidência e os dados de profundidade serviram de parâmetro para essa análise. A Figura 36 apresenta os resultados provenientes do IPA, da imagem classificada e do mapa batimétrico respectivamente.



**Figura 36** – Imagem obtida através do índice (a), da imagem classificada (b) e do mapa batimétrico (c) respectivamente.

A Figura 37 apresenta o resultado da classificação Maxver gerada a partir do uso das informações de contexto IPA e NDVI nos processos de classificação.



**Figura 37** – Uso do solo para a Micro Bacia do Rio Gorutuba, obtido por meio da classificação das bandas 4, 5 e 6; do NDVI e do IPA, utilizando o classificador Maxver.

A validação da classificação da imagem utilizando as informações de contexto juntamente com as bandas 4, 5 e 6 do OLI/Landsat 8 foi obtida por meio da análise do desempenho geral, da confusão média, da abstenção média e da estatística TAU. Assim obteve-se desempenho geral igual a 99,61 %; Confusão média igual a 0,39 %; Abstenção media igual a 0,00 % e Estatística TAU igual a 99,55 %. Todos esses parâmetros foram gerados a partir da classificação no software SPRING. A Tabela 12 apresenta da exatidão temática de cada uma das classes obtida na classificação empregando informação de contexto e bandas 4, 5 e 6.

**Tabela 12** – Exatidão das classes obtidas na classificação empregando informação de contexto e as bandas 4, 5 e 6 do OLI/Landsat 8.

Classes	Exatidão do produtor	Exatidão do usuário
Sedimentos	97,79%	100%
Plantas aquáticas	98,34%	99,35%
Água	99,30%	98,21%
Solo Exposto	100%	100%
Agricultura	100%	100%
Pastagem	100%	100%
Mata	100%	100%
Plantas aquáticas + Sedimentos	100%	100%

Através da comparação entre as Figuras 35 e 37 foi possível observar que o resultado da classificação empregando somente as bandas espectrais 4, 5 e 6 gerou superestimação da classe solo exposto que foi confundida com a classe pastagem, superestimação da classe plantas aquáticas e subestimação da classe agricultura. Assim pode-se verificar que a inserção de informações de contexto, contidas no IPA e no NDVI, geraram melhoria na qualidade da classificação e ganho na discriminação das classes de interesse.

A partir da análise da Figura 37 acredita-se que as classes de uso de solo que mais contribuíram para a proliferação de plantas aquáticas referem-se a solo exposto, áreas agrícolas e pastagem. Na região ao redor do reservatório existem áreas destinadas à criação de bovinos, suínos e caprinos e também áreas destinadas à bananicultura. A existência de tais áreas provavelmente tem favorecido o aumento de nutrientes no reservatório beneficiando o processo de eutrofização.

### **3.6 Conclusão**

Estudos destinados a identificar a espacialização de plantas aquáticas submersas em reservatórios podem servir de apoio na escolha de medidas preventivas por permitirem avaliar o grau de susceptibilidade que o fenômeno estudado apresenta em resposta a uma ação ou atividade.

Diante desse contexto, este estudo propôs o uso de um índice baseado nos níveis de reflectância de bandas espectrais provenientes do sensor OLI/Landsat 8, destinado a identificar e localizar plantas aquáticas invasoras em reservatórios, servindo de apoio na escolha de práticas de controle.

Os resultados comprovaram que o uso do IPA foi eficaz na identificação não somente de áreas com ocorrência de plantas aquáticas invasoras, mas também na identificação de áreas assoreadas e de áreas isentas da invasão.

Assim o IPA apresenta-se como uma ferramenta interessante em estudos destinados ao monitoramento de ecossistemas aquáticos que estejam em situação de risco, pois permite detecção automatizada das áreas infestadas, abrangência espacial e temporal de imageamento da superfície estudada e menor custo e tempo de aquisição de

informações quando comparado as de técnicas tradicionais de mapeamento de plantas aquáticas invasoras.

O uso do IPA e do NDVI como informações de contexto proporcionaram ganho de informação no processo de classificação convencional por meio do classificador supervisionado Maxver, melhorando a identificação e separabilidade das classes. Os pontos de incidência e os dados de profundidade serviram de parâmetro para essa análise.

### Referências Bibliográficas

- AHMED, M. H.; LEITHY, B. M. E. L.; THOMPSON, J. R.; FLOWER, E.R.J.; RAMDANI, E. M.; AYACHE, E. F.; HASSAN, E. S. M. Application of remote sensing to site characterisation and environmental change analysis of North African coastal lagoons. **Hydrobiologia**. V. 622, n.147, p.171. 2009.
- ANDREW, M. E.; USTIN, S. L. The role of environmental context in mapping invasive plants with hyperspectral image data. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, p. 4301–4317. 2008.
- BRAGA, B. et al. **Introdução à engenharia ambiental**. São Paulo: Prentice Hall, 2002, 305 p.
- CARVALHO, L. M. T. **Sistemas de informações Geográficas e Sensoriamento Remoto dos Recursos Florestais**. UFLA/FAEPE. Lavras, p. 109. 2005.
- CARVALHO, F.T.; VELINI, E.D.; CAVENAGHI, A.L.; NEGRISOLI, E. CASTRO, R.M. Influência da turbidez da Água do Rio Tietê na ocorrência de plantas aquáticas. **Planta Daninha**. v. 23, n .2.p. 359-362. 2005.
- CHENG, Y.B.; TOM, E.; USTIN, S. L. Mapping an invasive species, kudzu (*Pueraria montana*), using hyperspectral imagery in western Georgia. **Journal of Applied Remote Sensing**, v. 1. 2007.
- EASTMAN, J. R. **Idrisi for Windows**. Manual do usuário. Trad. HASENACK, H.; WEBER, E. Porto Alegre: UFRGS, Centro de Recursos Idrisi, Brasil, 245 p., 1998.
- ELMORE, A. J.; MUSTARD, J. F.; MANNING, S. J.; LOBELL, D. B.: Quantifying vegetation change in semiarid environments: Precision and accuracy of spectral mixture analysis and the normalized difference vegetation index, **Remote Sensing Environ**. v. 73, p. 87–102. 2000.
- ESTEVES, F. A. **Fundamentos de Limnologia**. Rio de Janeiro: Interciência/Finep. 2.ed. 575p. 1998. Disponível em:

<<http://www.scribd.com/doc/50833578/Fundamentos-de-Limnologia-Francisco-de-Assis-Esteves>>

- HESTIR, E. L.; GREENBERG, J. A.; USTIN, Susan L. Classification Trees for Aquatic Vegetation Community Prediction From Imaging Spectroscopy. **IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing**, v. 5, n. 5. 2012.
- HESTIR, E. L.; KHANNA, S. M. E.; ANDREW, M. J. SANTOS.; VIERS, J. H.; GREENBERG, J. A.; RAJAPAKSE, S. S.; USTIN, S. L. Identification of invasive vegetation using hyperspectral remote sensing in the California delta ecosystem. **Remote Sensing of Environment**, vol. 112, pp. 4034–4047, 2008.
- JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2a Edição. São José dos Campos: Parênteses, 2009.
- KISSMANN, K. G.; GROTH, D. **Plantas infestantes e nocivas**. 2.ed. São Paulo: BASF. p. 290-293. 1997
- KÖPPEN, W.; GEIGER, R. **Klimate der Erde**. Gotha: Verlag Justus Perthes. 1928.
- KOPONEN, S.; PULLIAINEN, J.; KALLIO, K.; HALLIKAINEN, M. Lake water quality classification with airborne hyperspectral spectrometer and simulated MERIS data. **Remote Sensing of Environment**, v. 79, n. 1, p. 51-59. 2002.
- LAWRENCE, R. L.; WOOD, S. D.; SHELEY, R. L. Mapping invasive plants using hyperspectral imagery and Breiman Cutler classifications (RandomForest). **Remote Sensing of Environment**. v. 100, p. 356–362. 2006.
- LEE, B. S.; MCGWIRE, K. C.; FRITSEN, C. H. Identification and quantification of aquatic vegetation with hyperspectral remote sensing in western Nevada rivers, USA. **International Journal of Remote Sensing**. v. 32, n. 24, p. 9093–9117, 2011.
- MATHER, P. M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. 3rd. Ed. Chichester: John Wiley & Sons. 324 p. ISBN 0-470- 84919-3. 2004.
- MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE). São José dos Campos. 208p. 2011.
- OLIVEIRA, N.M.B.; SAMPAIO, E.V.S.B.; PEREIRA, S.M.B.; MOURA JUNIOR, A.M. Capacidade de Regeneração de Egeria densa dos Reservatórios de Paulo Afonso, BA. **Planta daninha**, v. 23, n. 2, p. 7-13, 2005.

- ROTTA, L. H. S. et al. Detecção de macrófitas submersas por meio de imagem QuickBird – Estudo de caso: usina hidrelétrica de Porto Colômbia – MG/SP. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15., 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: 2011. p. 4460-4467.
- SABO BOSCHI, L.; GALO, M.L.B.T.; ROTTA, L.H.S.; WATANABE, F.S.Y. Mapeamento do biovolume de plantas aquáticas submersas a partir de dados hidroacústicos e imagem multiespectral de alta resolução. **Planta daninha**, v.30, n.3, Viçosa. 2012.
- SHRUTI KHANNA, M. S.; USTIN, S. L.; HAVERKAMP, P. J. An integrated approach to a biophysiologicaly based classification of floating aquatic macrophytes. **International Journal of Remote Sensing**. Vol. 32, No. 4, 1067–1094, 2011.
- THIAM, A.; EASTMAN, R. **Principles of Remote Sensing and Image Processing**. Rwanda: IDRISI. 170 p. 1999.
- UNDERWOOD, E. C.; MULITSCH, M. J.; GREENBERG, J. A.; WHITING, M. L.; USTIN, S. L.; KEFAUVER, S. C. Mapping invasive aquatic vegetation in the Sacramento-San Joaquin Delta using hyperspectral imagery. **Environmental Monitoring and Assessment**. v. 121, p. 47–64. 2006.
- VELINI, E. D. Controle de plantas daninhas aquáticas. In: CONGRESSO BRASILEIRO DA CIÊNCIA DAS PLANTAS DANINHAS, 22., 2000, Foz do Iguaçu. **Palestras...** Foz do Iguaçu: Sociedade Brasileira da Ciência das Plantas Daninhas, 2000. p. 137-147.
- VERONESE, V. R., Introdução ao Processamento Digital de Imagens. Manuais Técnicos em Geociências - número 9 IBGE. Rio de Janeiro, 2000. **XXIII Congresso Brasileiro de Cartografia**, Rio de Janeiro, Brasil, 2007.
- VINCENT, R.K.; QIN, X., MICHAEL, R., MCKAY,L., MINER,J., CZAJKOWSKI, K., SAVINO, J., BRIDGEMAN,T. Phycocyanin detection from TM/LANDSAT 5 data for mapping cyanobacterial blooms in Lake Erie. **Remote Sensing of Environment**, v. 89, p. 361-368, 2004.
- VIS, C.; HUDON, C.; CARIGNAN, R.: An evaluation of approaches used to determine the distribution and biomass of emergent and submerged aquatic macrophytes over large spatial scales. **Aquatic Bot.** 77, 187–201, 2003.
- WILLIAMS, D.J., RYBICKI, N.B., LOMBANA, A.V., O, BRIEN, T.M. and GOMEZ, R.B. Preliminary investigation of submerged aquatic vegetation mapping using hyperspectral remote sensing. **Environmental Monitoring and Assessment**, 81, pp. 383–392, 2003.
- WINTON, M. D.; CLAYTON, J. S. The impact of invasive submerged weed species on seed banks in lake sediments. **Aquatic Bot.**, v. 53, p. 31-45, 1996.

#### **4. DETERMINAÇÃO DA INFLUÊNCIA DAS CLASSES DE COBERTURA DO SOLO NA PROLIFERAÇÃO DE PLANTAS AQUÁTICAS SUBMERSAS POR MEIO DE ANÁLISES DE REGRESSÃO LINEAR MÚLTIPLA**

##### **Resumo**

Este estudo buscou identificar a influência das classes de uso e cobertura do solo espacializadas a distâncias de 0,5 km; 1 km e 1,5 km, na proliferação de plantas aquáticas submersas, localizadas no entorno do reservatório Bico da Pedra, Estado de Minas Gerais. As relações entre as variáveis: uso e cobertura do solo, profundidade do reservatório e plantas aquáticas submersas foram inferidas a partir do uso de técnicas de Regressão Linear Múltipla. Os resultados comprovaram que para distâncias de até 0,5 km obteve-se  $R^2 = 0,3716$ , e grau de confiança do ajuste igual a 92%. Para distâncias de 1 km obteve-se  $R^2 = 0,4210$  e grau de confiança do ajuste igual a 96%. Para distâncias de 1,5 km obteve-se  $R^2 = 0,3811$  e grau de confiança do ajuste igual a 93%. A partir desses resultados foi possível verificar que as análises geradas para distâncias de 1 km apresentaram uma melhor resposta em comparação às demais distâncias. As distâncias de 0,5 e 1,5 km são estatisticamente iguais não podendo ser inferido nada sobre elas.

Palavras chave: Uso e Cobertura do Solo; Regressão Linear Múltipla; Grau de confiança do ajuste, Plantas Aquáticas Submersas.

##### **Abstract**

This study is aimed at identifying the influence of use and land cover classes, spatialized at distances of 0.5 km; 1 km and 1.5 km around Bico da Pedra Reservoir, located in the northern region of Minas Gerais, in the proliferation of submerged aquatic plants, using Multiple Linear Regression techniques in order to infer on the relationships between the variables of use and land cover, reservoir depth and submerged aquatic plants. The results showed that for distances up to 0.5 km it was obtained  $R^2 = 0,3716$  and confidence degree of 92%. For distances of 1 km it was obtained  $R^2 = 0,4210$  and confidence degree of 96%. For distances of 1.5 km it was obtained  $R^2 = 0,3811$  and confidence degree of 93%. From these results it was possible to verify that the analyses generated for distances of 1 km presented a better answer compared to the other distances. The distances of 0.5 and 1.5 km are statistically equal and nothing can be inferred about them.

Keywords: Use and Land Cover; Multiple Linear Regression; Confidence level adjustment. Submerged Aquatic Plants

## 4.1 Introdução

Intervenções antrópicas tem afetado o equilíbrio dos ecossistemas terrestres e aquáticos. A ocorrência de atividades agrícolas no entorno das bacias hidrográficas, pode comprometer a qualidade da água devido ao uso excessivo de agrotóxicos e fertilizantes que são carregados para os rios. Martins *et al.* (2008) mencionam que a contaminação dos corpos hídricos resultante das constantes descargas de dejetos urbano e industrial, aliada à construção de barragens, que transformam rios em grandes reservatórios de água, beneficiam a eutrofização do ambiente, acarretando aumento expressivo da vegetação aquática no decorrer dos anos.

A inundação a montante do reservatório pode abranger áreas de várzeas e áreas agricultáveis, proporcionando maior volume de matéria-orgânica e nutrientes ao corpo d'água favorecendo assim os processos de eutrofização (WATANABE *et al.*, 2011). Além de alterarem o ecossistema aquático a construção de reservatórios provoca diversas implicações à resposta espectral da água uma vez que, proporciona modificações significativas ao ambiente por acrescentar aos corpos d'água maior quantidade de nutrientes e matéria orgânica.

A cobertura do solo contribui diretamente para o equilíbrio de um ecossistema. Segundo Fonseca (2010), a ocupação por matas e florestas em encostas proporciona minimização do carregamento de fósforo, baixa concentração de algas e diminuição do assoreamento nos lagos ou reservatórios. Entretanto em áreas destinadas à agricultura ocorre aumento da carga de fósforo, da concentração de algas e do assoreamento. Tal fato é decorrente de constantes descargas de fertilizantes, frequentemente superiores à capacidade de assimilação dos vegetais, visando compensar a retirada da vegetação, equilibrar o ecossistema e tornar a agricultura mais efetiva (MANSOR, 2005).

Segundo Pereira Filho (2000), a presença de sedimentos, clorofila, matéria orgânica e outros elementos contidos na água transmitem a ela uma resposta espectral distinta em cada situação. Outros fatores tais como: o vento; o efeito especular da energia refletida; a capacidade de absorção de energia pela água; condições de iluminação, entre outros, dificultam o uso das técnicas de Sensoriamento Remoto em ambientes aquáticos. Tal fato é decorrente da atenuação da energia eletromagnética pela água proporcionando assim reflectância com amplitudes espectrais muito sutis entre

diferentes comprimentos de onda, sendo necessário o emprego de imagens orbitais que apresentem alta resolução espectral.

Esteves (1998) menciona que o uso tanto de espectroradiometria quanto de dados orbitais constitui-se numa nova forma de analisar as características limnológicas dos ambientes aquáticos. Segundo o autor, considerando a extensão e volume dos corpos hídricos existentes no Brasil torna-se cada vez mais necessário e evidente a introdução de novas técnicas que permitam monitorar a dinâmica e as características desses ambientes.

Conforme Watanabe et al. (2011), para que o monitoramento de áreas eutróficas em um reservatório seja eficaz é necessário que se conheça os tipos de plantas e sua distribuição espacial, sendo as técnicas de Sensoriamento Remoto e as de processamento de dados, importantes ferramentas empregadas na identificação e no monitoramento de plantas aquáticas.

Rotta et al. (2011) investigaram o emprego de imagens orbitais QuickBird no apoio à inferência espacial de macrófitas submersas visando desta forma diminuir os esforços gerados devido às pesquisas em campo. Os resultados mostraram que a profundidade é uma variável extremamente importante em estudos destinados a identificação de macrófitas submersas.

No Brasil, a escassez de informações confiáveis relacionadas ao clima, relevo e ambiente em nível de micro bacias hidrográficas, aliada à carência de metodologias desenvolvidas conforme as características do uso e ocupação do solo do País, tem resultado na estimativa de valores não acurados em estudos voltados a detecção e avaliação do impacto gerado ao meio.

Neste contexto, a identificação de informações espectrais de alvos existentes no entorno de áreas eutróficas é de grande relevância, visto que, os usos e coberturas do solo podem contribuir para o desequilíbrio do ecossistema aquático.

Deste modo, esse estudo busca identificar quais possíveis usos e cobertura do solo oferecem maior contribuição para a ocorrência de processos eutróficos em reservatórios e até qual distância essa influência é significativa, empregando para isso

distancias de 0,5km; 1 km e 1,5 km. Tal metodologia foi fundamentada no uso de Regressão Linear Múltipla para determinar a relação entre variáveis de interesse.

## **4.2 Objetivos**

Os objetivos desta pesquisa visam à identificação da influência das classes de uso e cobertura do solo espacializadas a distâncias de 0,5km; 1km e 1,5km, no entorno do reservatório Bico da Pedra localizado na região Norte do Estado de Minas Gerais, na proliferação de plantas aquáticas submersas. Para isso, propõe-se o emprego de técnicas de Regressão Linear Múltipla para identificar as relações entre as variáveis de uso e cobertura do solo, profundidade do reservatório e plantas aquáticas submersas.

## **4.3 Fundamentação Teórica**

### **4.3.1 Eutrofização dos corpos d'água**

O processo de eutrofização gera como principal resultado o crescimento excessivo de plantas aquáticas. A eutrofização ocorre devido a processos naturais ou artificiais. Assim, segundo Esteves (1998), eutrofização natural refere-se ao “envelhecimento natural” do lago ou curso d'água consistindo em um processo lento e contínuo resultante do acúmulo de nutrientes carreados pelas chuvas e pelas águas superficiais, enquanto que eutrofização artificial ocorre quando induzida pelo homem, por meio das diversas atividades antrópicas que favorecem a presença de nutrientes nos ecossistemas aquáticos. Este tipo de eutrofização é responsável pelo “envelhecimento precoce” de ecossistemas lacustres.

Machado et al. (2007), comentam que os fatores que beneficiam determinadas macrófitas (plantas flutuantes ou submersas) na maioria das vezes estão relacionadas às atividades antrópicas, especialmente as atividades que produzem desequilíbrio na dinâmica do ecossistema, geram a eutrofização do corpo hídrico, introduzem espécies exóticas e reduzem a diversidade biológica regional.

Segundo Smith et al. (1999), em áreas destinadas à agricultura, os fluxos de fósforo podem sofrer desequilíbrios ocasionados pela excessiva aplicação de fertilizante

e composto animal, gerando assim o acúmulo deste nutriente no solo. Tal fato tende a aumentar e beneficiar a produtividade dos sistemas aquáticos, uma vez que a quantidade total de fósforo, carregado através do escoamento superficial de áreas de drenagem para águas superficiais, aumenta linearmente com o seu conteúdo no solo.

Conforme Mansor (2005), o desenvolvimento do processo de eutrofização de um lago ou reservatório está diretamente relacionado ao uso e ocupação do solo predominante na bacia hidrográfica.

A eutrofização pode gerar condições de anaerobiose no fundo de um lago ou reservatório, podendo também, favorecer as condições de anaerobiose no corpo d' água como um todo. A estes problemas, somam-se a presença de secreções tóxicas de certas algas; os distúrbios com mosquitos e insetos e a mortandade de peixes nos corpos d' água; deterioração da qualidade da água influenciando na composição, cor, turbidez, aumento da decomposição orgânica; alterações no metabolismo do sistema aquático; liberação de gases e produção de maus odores; produção de substâncias tóxicas; prejuízos consideráveis para o uso da água em aproveitamentos hidrelétricos; excesso de nitrogênio e fósforo nas águas; aumento de sólidos e sais dissolúveis gerando maior turbidez e menor transparência da água; altas concentrações de matéria orgânica; diminuição da biodiversidade; ausência de oxigênio dissolvido influenciando diretamente no ciclo de vida da fauna aquática; acesso restrito à pesca e as atividades recreativas devido ao acúmulo de plantas aquáticas; deterioração do valor recreativo de um lago ou de um reservatório devido à diminuição da transparência da água. Há, por fim, a tendência irreversível ao desaparecimento gradual do corpo de água como um todo, em decorrência da eutrofização (MARCONDES e TANAKA, 1997; MANSOR, 2005; SANTOS, 2010).

Desta forma, torna-se necessário que os gestores de recursos hídricos encontrem meios mais eficientes que permitam diagnosticar a qualidade das fontes de água potável. O aumento das concentrações de determinados parâmetros, tais como: turbidez total, sólidos em suspensão e de nutrientes podem fornecer indicações sobre a extensão da eutrofização e do impacto sobre o ecossistema aquático e a qualidade da água (SHAFIQUE *et al.*, 2001).

Assim, a identificação da infestação por plantas aquáticas bem como seu levantamento são de suma importância, pois permitem a obtenção do nível de

proliferação e a distribuição das diversas espécies. Os dados obtidos a partir desse processo proporcionam melhoria na tomada de decisão principalmente no que se refere ao monitoramento da infestação e práticas de controle (MARTINS et. al., 2003).

#### 4.3.2 *Egeria densa*

Macrófitas aquáticas e fitoplâncton são considerados os principais bioindicadores de poluição da água em ecossistemas aquáticos, uma vez que os índices de biomassa dessas comunidades estão relacionados às características abióticas dos corpos d'água à qual estão inseridas (ESTEVES, 1998).

O gênero *Egeria* envolve somente três espécies de macrófitas aquáticas, sendo *Egeria densa* Planchon, *Egeria heterostemon* S.Koehler & C.P.Bove (KOEHLER e BOVE, 2001) e *Egeria najas* Planchon, todas pertencentes à família Hydrocharitaceae.

A macrófita aquática *Egeria densa*, permanece submersa e enraizada durante todo seu ciclo fenológico, se multiplicando em sua maioria, por fragmentação do caule, e raramente por sementes. É uma espécie de alta sobrevivência devido à sua boa capacidade adaptativa e forma de fragmentação, garantindo regeneração acelerada e baixo custo energético (OLIVEIRA et al., 2005). Tal macrófita é nativa da América do Sul e amplamente disseminada por várias partes do mundo, principalmente em regiões de clima tropical.

Segundo Winton e Clayton (1996), esta macrófita é considerada uma invasora agressiva em muitos países. No Brasil, é considerada nativa nos estados de Minas Gerais e Espírito Santo (CARVALHO et al., 2005). Tal invasora aquática em condições ideais, elimina ou reduz sensivelmente a quantidade das espécies nativas do local onde se prolifera alterando consideravelmente a dinâmica do ecossistema aquático. Tais macrófitas podem se proliferar em profundidades de até 9 metros (LOPES e TENÓRIO, 2002).

Oliveira et al. (2005) menciona que a *Egeria densa* vem ao longo dos anos se proliferando e acarretando danos a geração de energia nos reservatórios do Sistema Hidroelétrico de Paulo Afonso e Itaparica, no rio São Francisco. Os autores avaliaram a capacidade de regeneração de *Egeria densa* nos reservatórios de Paulo Afonso - BA. Os resultados comprovaram rápida recolonização e crescimento acelerado.

Rotta et al. (2011) investigaram o emprego de imagens orbitais *QuickBird* no apoio a inferência espacial de macrófitas submersas visando desta forma diminuir os esforços gerados devido às pesquisas em campo. Os resultados mostraram que a imagem utilizada não forneceu variação suficiente para tornar possível a detecção da área infestada em um estudo realizado na usina hidrelétrica de Porto Colômbia – MG/SP. Entretanto durante a realização deste estudo verificou-se que a profundidade é uma variável extremamente importante em estudos destinados à identificação de macrófitas submersas.

### 4.3.3 Regressão Múltipla Linear

A Regressão Múltipla Linear (RML) é destinada a modelar a relação entre variáveis.

As relações entre duas variáveis sendo uma independente e outra dependente podem ser representadas num diagrama de dispersão (LANDIM, 2010). Na RML assume-se a existência de relação linear entre uma variável  $Y$  dependente e  $n$  variáveis independentes ou covariáveis,  $X_j$  ( $i=1, \dots, n$ ). As variáveis independentes são também chamadas variáveis explicativas uma vez que são empregadas para explicarem a alteração da variável dependente. Um possível modelo para avaliar essa relação entre a variável dependente e as covariáveis é apresentado na Equação 11.

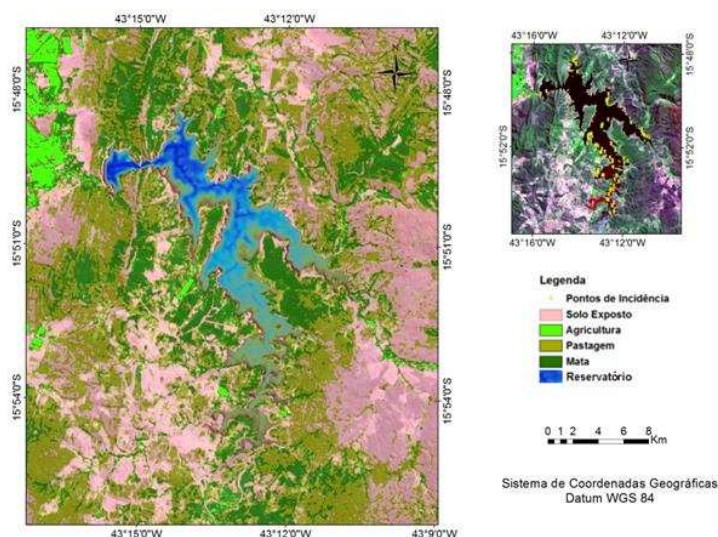
$$y_i = \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_k x_{ik} + \varepsilon_i \quad i = 1, \dots, n \quad (11)$$

Em que,  $n$  é o número de indivíduos,  $y_i$  é a observação da variável dependente para o  $i$ -ésimo indivíduo,  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik})$  é um vetor de observações das variáveis independentes para o  $i$ -ésimo indivíduo,  $\beta = (\beta_0, \beta_1, \beta_2, \dots, \beta_k)$  é um vetor de parâmetros e  $\varepsilon_i$  é um componente de erro aleatório. Assume-se que esses erros são independentes e seguem distribuição normal com média zero e variância desconhecida  $\sigma^2$  (BARROS *et al.*, 2008).

## 4.4 Metodologia

### 4.4.1 Área de Estudo

O reservatório Bico da Pedra foi desenvolvido pela CODEVASF (Companhia de Desenvolvimento dos Vales do São Francisco e do Parnaíba), visando fornecer água aos perímetros irrigados. Sua capacidade é de 705 hm<sup>3</sup> de água, sendo sua área compreendida por 5000 hectares, profundidade máxima igual a 45 metros e 305 metros de extensão, estando localizado entre as coordenadas geográficas 15° 47' e 15° 56' de latitude sul e 43° 09' e 43° 16' de longitude oeste, estando inserido na porção semiárida do Norte do Estado de Minas Gerais. A Figura 38 ilustra a localização e cobertura do solo das áreas ao entorno do reservatório Bico da Pedra.



**Figura 38** – Localização e cobertura do solo das áreas ao entorno do reservatório Bico da Pedra.

O reservatório encontra-se localizado em uma região propensa à desertificação, caracterizada pelo baixo índice pluviométrico, distribuição irregular de chuvas e de longos períodos de seca, além de apresentar fortes sinais de degradação, tais como o uso ilimitado dos recursos naturais e desmatamentos.

Os solos da área em estudo são em parte cobertos por culturas agrícolas e por vegetação do tipo Mata Seca. Tais matas são predominantemente caducifólias, apresentando deciduidade evidenciada com ocorrência de perda de folhagem em períodos de seca e considerável cobertura arbórea em períodos chuvosos. O clima pertencente à área em estudo segundo a classificação sugerida por Köppen e Geiger

(1928), caracteriza-se como Tropical de savana com estação seca de inverno. Os períodos de chuva correspondentes são bastantes irregulares, ocorrendo entre os meses de outubro a abril. O índice Pluviométrico médio anual é cerca de 800 mm, apresentando má distribuição de chuvas. Durante os meses de setembro e outubro, a deficiência nos solos é muito profunda e as águas dos rios descem a níveis críticos.

O reservatório Bico da Pedra possui condições favoráveis à proliferação da macrófita aquática submersa *Egeria densa*, uma vez que apresenta baixo índice de turbidez e conseqüentemente, luminosidade adequada aos processos fotossintéticos até profundidades consideráveis; excesso de nutrientes decorrentes da ocupação no entorno do reservatório seja por culturas agrícolas ou por criação de animais; e ausência de predadores e de espécies competidoras.

#### 4.4.2 Imagem Orbital

A imagem digital utilizada neste estudo foi adquirida pelo sensor OLI/ Landsat 8, com passagem no dia 29 de maio de 2013, órbita/ponto 218/071, através do *site* <http://earthexplorer.usgs.gov/>. Essa imagem foi utilizada na obtenção das classes de interesse por meio da estratificação dos dados NDVI, visando à definição do uso e cobertura do solo no entorno do reservatório. Tal imagem foi corrigida radiometricamente pelo método *Dark Object Subtraction* (DOS), sugerido por Chavez (1988). Como as imagens disponibilizadas passaram por processo de ortorretificação, a correção geométrica não foi realizada. O modelo empregado para a realização desta correção está representado na Equação 6.

#### 4.4.3 Obtenção das classes de uso e cobertura do solo

O Índice de Vegetação por Diferença Normalizada (NDVI - *Normalized Difference Vegetation Index*) foi obtido a partir da álgebra entre os níveis de reflectância de imagens orbitais, composto pelas respostas das bandas espectrais do vermelho e infravermelho próximo da imagem proveniente do sensor OLI/ Landsat 8 (Equação 12).

A Equação 12 apresenta o modelo empregado na obtenção do NDVI.

$$NDVI = \frac{\rho_{IV} - \rho_V}{\rho_{IV} + \rho_V} \quad (12)$$

Em que:  $\rho_{IV}$  refere-se às reflectâncias na banda do infravermelho próximo;  $\rho_V$  às reflectâncias na banda do vermelho.

A partir da imagem NDVI e de visitas realizadas na área de estudo, realizou-se a classificação dessa imagem em cinco categorias distintas, sendo elas:

- a) *Agricultura* - correspondente à áreas destinadas ao cultivo agrícola irrigado durante todo o ano, estando associada aos valores de 0,75 a 1;
- b) *Vegetação* – correspondente a áreas cobertas pela vegetação nativa do tipo Floresta Estacional Decidual, associada aos valores de 0,5 a 0,75;
- c) *Pastagem* - correspondente a áreas cobertas vegetação rasteira, associada aos valores de 0,35 a 0,50;
- d) *Solo Exposto* - correspondente a áreas urbanizadas e isentas de qualquer cobertura vegetal, associadas a valores de 0 a 0,35;
- e) *Reservatório* - Nesta classe o NDVI possui um valor variando entre -1 a 0.

A partir da obtenção das classes de interesse foram estabelecidos *zonas de distancias de 0,5 km, 1 km e 1,5 km* ao redor do reservatório Bico da Pedra de modo a identificar até qual distância tais classes influenciam de modo mais significativo os processos de eutrofização do reservatório em estudo.

#### **4.4.4 Profundidade *versus* ocorrência de plantas aquáticas submersas**

A partir de um mapa batimétrico do reservatório Bico da Pedra gerado, para o ano de 2007, fornecidos pela CODEVASF, gerou-se uma imagem baseada no limiar da profundidade favorável a ocorrência de vegetação aquática submersa. O estabelecimento deste limiar foi estabelecido a partir de dados observados em campo utilizando o disco de *secchi*. Assim, o limiar estabelecido foi de 10 metros de profundidade, ou seja, profundidades maiores que 10 metros denotariam menor possibilidade de ocorrência de processos eutróficos enquanto que, profundidades menores que 10 metros denotariam maior possibilidade.

Foram coletados no reservatório em estudo a partir do uso do receptor de navegação da marca Garmin, 70 pontos referentes às áreas com maior incidência de infestação. Além da localização de tais pontos foi medida também a profundidade de

cada um deles (usando o disco de *secchi*). Comparou-se os dados de localização dos pontos de infestação aos dados batimétricos, e observou-se uma visível relação entre as áreas com maior profundidade e menor presença de plantas aquáticas submersas invasoras.

#### **4.4.5 Análise dos dados obtidos por meio da RLM**

O *software* R Development Core Team (2013), de livre acesso, foi utilizado em todas as etapas concernentes a análise dos dados por meio da RLM. A profundidade foi estabelecida como sendo o parâmetro diretamente ligado à ocorrência da macrófita submersa *Egeria densa*. Assim considerou-se a profundidade como variável dependente e como covariáveis as classes: solo exposto, pastagem, mata e agricultura.

Na organização dos dados que foram utilizados no *software* R Development Core Team (2013), foram estabelecidas vinte e duas regiões (faixas) no entorno do reservatório em estudo de forma a estabelecer quais áreas se relacionavam com a ocorrência da *Egeria densa*. As faixas foram estabelecidas conforme a espacialização das manchas vermelhas, denotando baixa ocorrência da *Egeria densa* e regiões mais profundas as manchas azuis, denotando alta ocorrência da macrófita e regiões menos profundas.

Após a inserção de tais dados gerou-se a estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para as variáveis em estudo.

O método empregado na escolha do melhor modelo linear foi o método do Critério de Akaike (AIC) que pode ser explicado como um critério destinado a atribuir uma pontuação para o modelo, baseado em sua adequação aos dados e na sua ordem. Assim, a partir de uma série de modelos concorrentes escolhe-se o que apresentar menor valor de AIC.

O primeiro modelo estabelecido foi baseado no uso de todas as covariáveis referentes ao *buffer* de 0,5 km. O AIC encontrado para essa formulação foi de 92,06. Posteriormente foi retirada a covariável agricultura e o AIC apresentou um valor menor igual a 90,18. Porém como o número de covariáveis neste estudo é pequeno e como esta pesquisa é pioneira optou pelo uso do primeiro modelo.

A relação entre as variáveis foi analisada por meio da representação gráfica das correlações entre a profundidade e as classes de uso e cobertura do solo: solo exposto, agricultura, pastagem e mata.

Para o *buffer* de 1 km, o primeiro modelo estabelecido, baseado no uso de todas as covariáveis, apresentou AIC igual a 90,26. Posteriormente foi retirada a covariável agricultura e o AIC apresentou um valor menor igual a 88,31. Retirou-se as covariáveis agricultura e solo exposto melhorando assim AIC que apresentou um valor igual a 87,5. Da mesma forma que no caso do *buffer* 0,5km, optou pelo uso do primeiro modelo devido ao número de covariáveis ser pequeno.

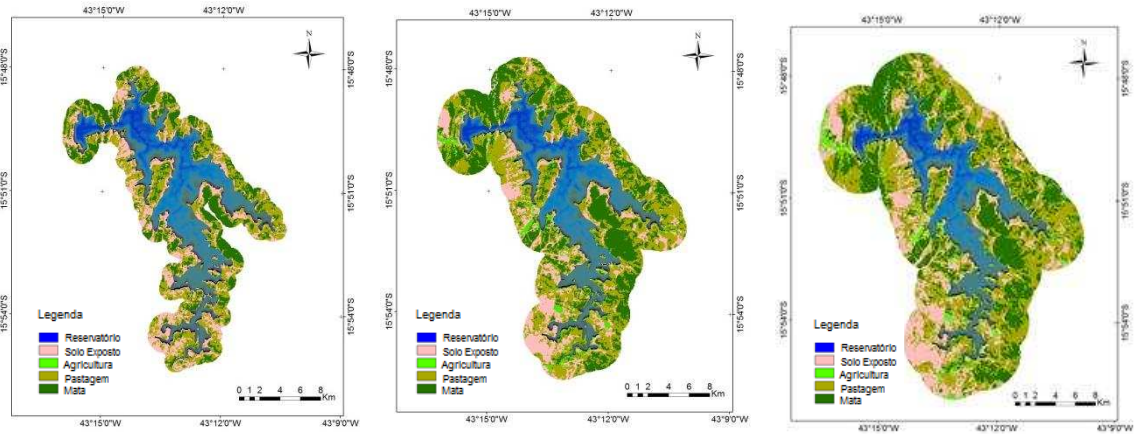
Para o *buffer* 1,5 km, o primeiro modelo estabelecido, baseado no uso de todas as covariáveis, apresentou AIC igual a 91,73. Posteriormente foi retirada a covariável mata e o AIC apresentou um valor menor igual a 89,73. Retirou-se as covariáveis mata e solo exposto melhorando assim AIC que apresentou um valor igual a 89,1. Como nos casos anteriores o primeiro modelo foi o escolhido, pelas mesmas razões apresentadas.

A análise e identificação da qualidade dos resíduos do ajuste foram obtidas por meio da representação gráfica ilustrada através de quatro gráficos: relação resíduo *versus* ajuste, *QQ-Plot* dos *quantis* dos resíduos padronizados *versus* uma normal teórica, resíduo *versus* raiz dos valores absolutos dos resíduos ajustados e resíduos *versus* influência.

## **4.5 Resultados e Discussões**

### **4.5.1 Obtenção das classes de uso e cobertura do solo e geração dos *buffers***

As classes: Agricultura, Mata, Solo Exposto e Pastagem foram determinadas através da classificação do NDVI. A Figura 39 apresenta o uso e cobertura do solo no entorno do reservatório para os *buffers* de 0,5; 1 e 1,5 km.

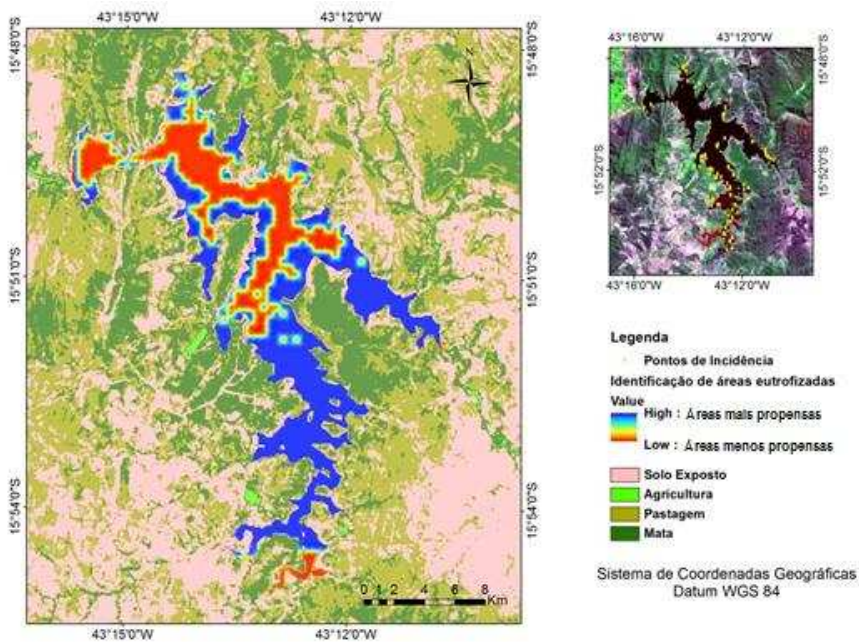


**Figura 39** - Uso e cobertura do solo no entorno do reservatório em estudo para os buffers de 0,5; 1 e 1,5 km.

#### 4.5.2 Profundidade versus ocorrência de plantas aquáticas submersas

A delimitação das áreas com profundidades máximas em que foi verificada a ocorrência de plantas aquáticas submersas existentes no reservatório em estudo, foi baseada no estabelecimento de um limiar verificado em campo. Assim, a profundidade máxima de ocorrência de tais plantas foi de 10 metros de profundidade.

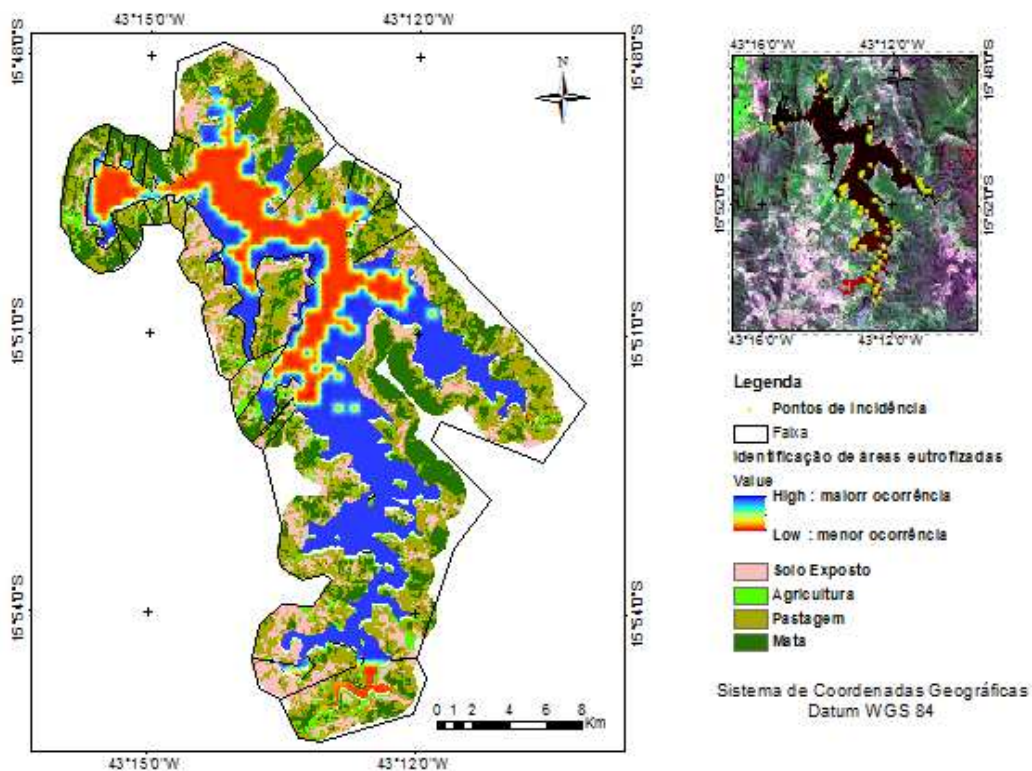
A Figura 40 apresenta a identificação de áreas mais propensas à eutrofização, representadas pela cor azul e a identificação de áreas menos propensas à eutrofização, representadas pela cor vermelha.



**Figura 40** – Identificação de áreas de maior ocorrência à eutrofização.

### 4.5.3 Análise da RML para o buffer de 0,5 km

Foram estabelecidas vinte e duas regiões (faixas), sobre o mapa de uso e cobertura do solo, no entorno do reservatório em estudo de forma a estabelecer quais áreas se relacionavam com a ocorrência da *Egeria densa*. As faixas foram estabelecidas conforme a espacialização das manchas vermelhas, denotando baixa ocorrência da *Egeria densa* e conseqüentemente regiões mais profundas e as manchas azuis, denotando alta ocorrência da macrófita e regiões menos profundas. A Figura 41 ilustra a identificação de faixas para identificação de áreas mais propensas à eutrofização.



**Figura 41** – Identificação de faixas para identificação de áreas mais propensas à eutrofização.

A disposição das médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao *buffer* de 0,5km, inseridas no *software* R Development Core Team (2013), para determinação da relação entre as variáveis em estudo, estão apresentadas na Tabela 13.

**Tabela 13** - Disposição das médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao *buffer* de 0,5 km e inseridas *software* R Development Core Team (2013), para determinação da relação entre as variáveis em estudo.

Faixa	Profundidade (m)	Solo Exposto (m <sup>2</sup> )	Agricultura (m <sup>2</sup> )	Pastagem (m <sup>2</sup> )	Mata (m <sup>2</sup> )
1	-28,50	4661,97	1243,28	5462,73	29927,96
2	-22,38	1092,12	1239,48	9541,89	32537,16
3	-18,59	5850,00	1200,00	9125,70	23485,98
4	-27,12	3203,36	1125,00	18925,61	20383,40
5	-6,59	6424,66	2972,10	8541,98	12314,67
6	-19,57	3748,48	900,00	6886,51	12004,13
7	-24,39	2636,53	1696,96	18395,74	8526,84
8	-13,40	3666,16	2034,11	5819,40	5370,33
9	-26,04	5009,35	2417,19	42924,73	835,27
10	-9,08	11331,66	1988,01	17601,21	2172,54
11	-10,20	12564,03	1403,74	26649,71	7569,56
12	-19,03	10310,46	7695,48	8323,07	2127,60
13	-7,44	7024,71	4097,54	2125,90	10070,12
14	-20,45	8741,93	2948,94	3387,01	4920,63
15	-5,50	13367,33	2564,70	10111,91	7607,30
16	-8,30	41681,19	2055,40	15099,45	5430,31
17	-12,20	13878,04	4116,80	11304,72	8195,52
18	-12,48	8973,29	2551,85	20666,08	11393,13
19	-26,99	4492,18	1147,66	24055,88	10137,70
20	-18,53	7329,70	1991,57	7618,72	6601,36
21	-27,30	11807,15	1516,31	34006,92	7170,51
22	-0,98	8581,61	1819,41	14024,42	10310,27

A estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para as classes de uso de cobertura do solo para os buffers 0,5 km está apresentada na Tabela 14.

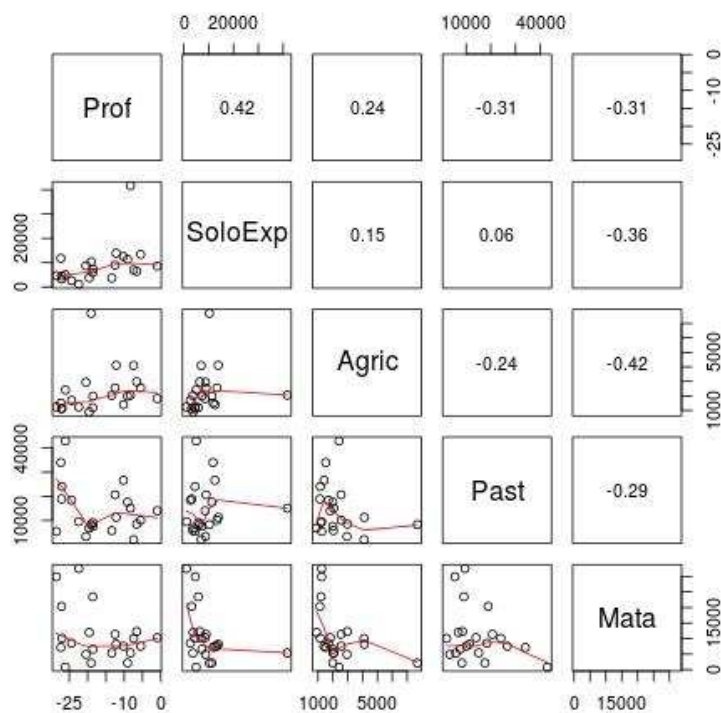
**Tabela 14** - Estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o *buffer* de 0,5km.

Variáveis	Mediana	Média	Variância	Desvio Padrão	CV	Min	Max	Curt	Assim
Profundidade	-18,56	-16,599	69,50	8,34	-50,24	-28,50	-0,98	1,77	0,13
Solo exposto	7177,20	8926,18	67131252,00	8193,37	91,79	1092,12	41681,19	12,85	3,00
Agricultura	1989,79	2305,71	2243686,00	1497,89	64,96	900,00	7695,48	8,70	2,28
Pastagem	10708,31	14572,69	105039447,00	10248,88	70,33	2125,90	42924,73	3,99	1,20
Mata	8361,18	10867,83	71503204,00	8455,96	77,81	835,27	32537,16	4,01	1,35

Com já dito, o modelo escolhido para o ajuste dos dados foi baseado no uso de todas as covariáveis referentes ao *buffer* de 0,5 km. O AIC encontrado para essa formulação foi de 92,06. O modelo para o ajuste dos dados é apresentado na Equação 13.

$$\begin{aligned}
 \text{Profundidade} = & -9,4708051 + 0,0003345 * \text{Solo Exposto} - 0,0003977 * \text{Agricultura} \\
 & - 0,0003668 * \text{Pastagem} - 0,0003539 * \text{Mata}
 \end{aligned}
 \quad (13)$$

A partir do emprego do modelo estabelecido obteve-se a representação gráfica das correlações entre as variáveis em estudo. A Figura 39 ilustra o gráfico contendo a representação das correlações entre a profundidade e as classes de uso e cobertura do solo, sendo elas: solo exposto, agricultura, pastagem e mata para o buffer de 0,5 km.



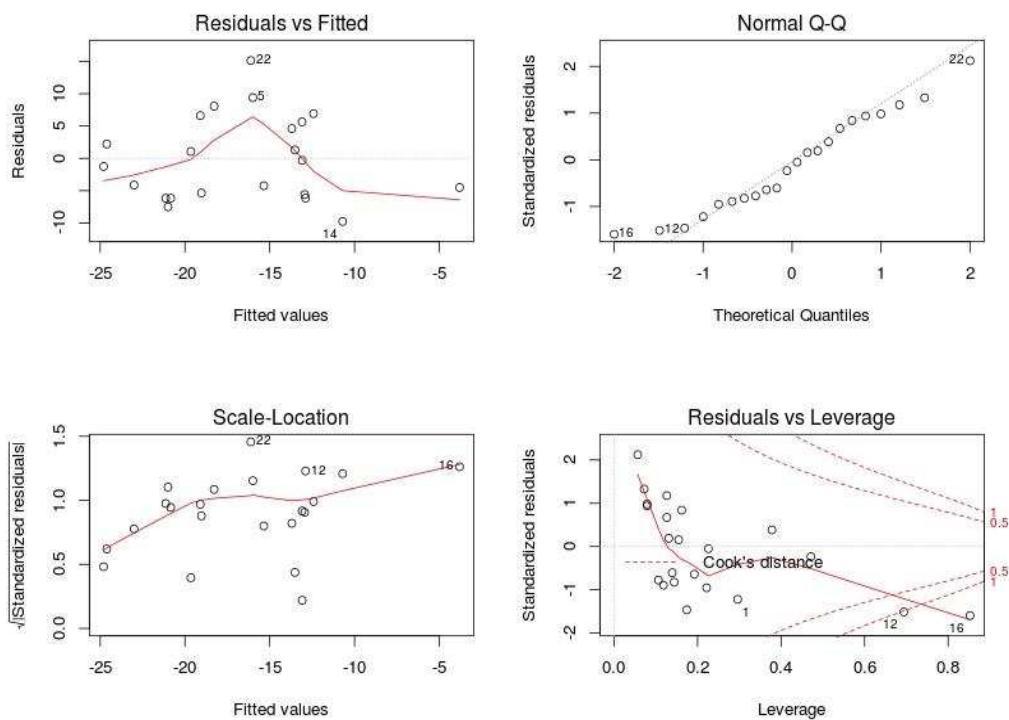
**Figura 42** - Gráfico de representação das correlações entre a profundidade e as classes: solo exposto, agricultura, pastagem e mata para o buffer de 0,5 km.

A partir da análise do gráfico apresentado na Figura 42 foi possível verificar uma correlação linear positiva igual a 0,42 entre a profundidade e a classe solo exposto podendo ser verificado que tal classe é percebida com maior frequência em torno das regiões do reservatório que apresentam maiores profundidades. As variáveis profundidade e pastagem apresentaram correlação linear negativa igual a -0,31 sendo observado que uma menor frequência desta classe é notada no entorno das regiões do reservatório que apresentam maiores profundidades. A correlação entre profundidade e agricultura foi igual a 0,24 denotando que tal classe é percebida com maior frequência no entorno das maiores profundidades do reservatório. Entre as variáveis profundidade e mata e foi observada correlação linear negativa igual a -0,31 podendo ser notado que uma menor frequência desta classe é observada no entorno das regiões do reservatório que apresentam maiores profundidades.

Apesar das correlações obtidas para a análise da profundidade com as classes de interesse apresentarem valores baixos isso não anula a existência de correlação. Tais valores provavelmente não foram maiores porque existem outros fatores que também influenciam na profundidade como é o caso da topografia do lugar.

A análise da Figura 42 também permitiu a verificação da correlação entre as classes de interesse. Assim, solo exposto e mata apresentaram correlação linear negativa igual a  $-0,36$ . Tal constatação é bastante evidente uma vez que havendo retirada de mata aumentam-se as áreas pertencentes à classe solo exposto. Agricultura e pastagem também apresentaram correlação linear negativa igual a  $-0,24$ , o que pode ser facilmente observado uma vez que o aumento de áreas agrícolas proporciona a diminuição de áreas destinadas a pastagem. Agricultura e mata apresentaram correlação linear negativa igual a  $-0,42$ , denotando que o aumento de áreas agrícolas proporcionam ao entorno do reservatório a diminuição da classe mata. O mesmo ocorreu para as classes pastagem e mata que apresentaram correlação linear negativa igual a  $-0,29$ , denotando que o aumento das áreas destinadas a pastagem implicariam na diminuição das áreas cobertas por mata nativa.

A análise e identificação da qualidade dos resíduos do ajuste foram obtidas por meio da representação gráfica ilustrada na Figura 43.



**Figura 43-** Representação gráfica da análise de resíduos do ajuste para o buffer de 0,5 km.

O quadro superior esquerdo apresenta a relação entre resíduo *versus* ajuste e permite a verificação de quão bom foi o ajuste do modelo. Neste caso, os resíduos 5, 14 e 22 se eliminados, melhorariam a qualidade do modelo. No gráfico superior direito foi exibido um QQ-Plot dos quantis dos resíduos padronizados *versus* uma normal teórica. Para que a normalidade fosse afirmada eles deveriam estar o mais próximo possível da reta tracejada. Neste caso novamente o resíduo 22 foi apontado para ser eliminado. O gráfico inferior esquerdo mostrou o resíduo *versus* raiz dos valores absolutos dos resíduos ajustados. Tal gráfico permitiu a análise de quão discrepantes são os dados. Assim os resíduos que apresentaram discrepâncias foram os resíduos: 12, 16 e 22. O gráfico inferior direito permitiu a identificação de quais pontos seriam os candidatos a serem eliminados do modelo. Sendo identificados neste caso os resíduos: 1, 12 e 16. Para a realização desta análise quatro metodologias distintas foram empregadas o que implica dizer que nem sempre elas apontaram para os mesmos pontos como elimináveis.

Apesar de ter sido identificado, por meio das quatro metodologias, quais pontos deveriam ser eliminados de forma a melhorar o ajuste do modelo, optou-se por empregá-los devido a baixa quantidade de pontos empregados nesta pesquisa e também por essa ser um estudo ainda pioneiro.

#### **4.5.4 Análise da RML para o buffer de 1 km**

As médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao *buffer* de 1 km foram organizadas no software R Development Core Team (2013), visando a obtenção da relação entre as variáveis em estudo. Tais médias estão apresentadas na Tabela 15.

**Tabela 15** - Disposição das médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao *buffer* de 1 km e inseridas no *software* R Development Core Team (2013), para determinação da relação entre as variáveis em estudo.

Faixa	Profundidade (m)	Solo Exposto (m <sup>2</sup> )	Agricultura (m <sup>2</sup> )	Pastagem (m <sup>2</sup> )	Mata (m <sup>2</sup> )
1	-28,50	16207,19	1303,97	8668,15	234940,00
2	-22,38	2025,00	1677,63	22126,61	991786,65
3	-18,59	12082,09	1350,00	38622,58	991336,65
4	-27,12	14580,47	1440,00	53128,35	669356,33
5	-6,59	29498,24	5313,57	26575,12	67720,54
6	-19,57	5400,00	1575,00	16896,98	321556,62
7	-24,39	4589,64	2615,44	117803,32	36732,42
8	-13,40	7270,91	2415,20	146081,81	10503,54
9	-26,04	103765,07	2136,67	271689,61	4782,85
10	-9,08	24259,63	1931,05	60490,16	2335,23
11	-10,20	12649,01	1490,21	27952,94	6734,37
12	-19,03	37525,99	8412,02	58645,72	6958,92
13	-7,44	28732,07	7613,40	2771,92	23048,17
14	-20,45	28260,74	4405,76	9500,91	66272,63
15	-5,50	43743,76	2970,29	13448,45	9193,73
16	-8,30	348797,30	3755,52	58340,89	4252,99
17	-12,20	80079,12	4027,28	30371,84	17905,15
18	-12,48	10842,62	2614,54	40362,48	19273,96
19	-26,99	3820,64	1218,71	95729,80	19134,27
20	-18,53	14991,91	2046,07	146730,97	17163,47
21	-27,30	14546,31	1531,05	209285,82	30884,20
22	-0,98	12325,67	2034,16	32339,48	39904,11

A estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o *buffer* de 1 km é apresentada na Tabela 16.

**Tabela 16** - Estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o *buffer* de 1 km.

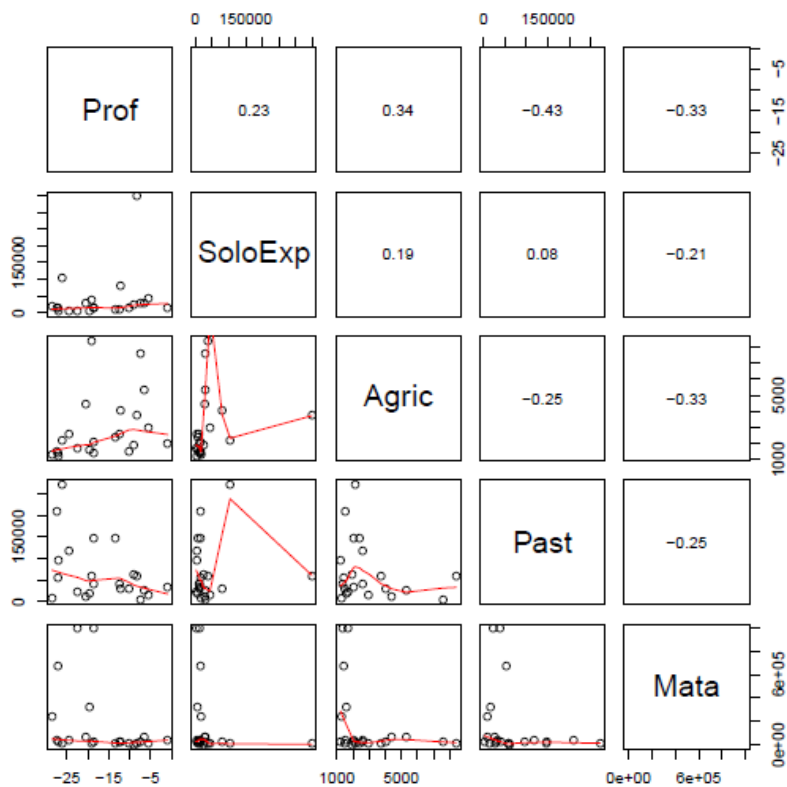
Variáveis	Mediana	Média	Variância	Desvio Padrão	CV	Min	Max	Curt	Assim
Profundidade	-18,56	-16,59	69,50	8,34	-50,24	-28,50	-0,98	1,77	0,13
Solo exposto	14786,19	38908,79	5407009616	73532,37	188,99	20,25	348797,3	15,78	3,64
Agricultura	2091,37	2903,52	3957899,00	1989,45	68,52	1218,71	8412,04	4,75	1,62
Pastagem	39492,53	67616,54	4951142559	70364,36	104,06	2771,92	271689,60	4,66	1,55
Mata	21161,06	163262,6	95319635325	308738,8	189,11	2335,23	991786,7	5,57	2,02

O modelo estabelecido foi baseado no uso de todas as covariáveis referentes ao *buffer* de 1 km. O AIC encontrado para essa formulação foi de 90,26. O modelo para o ajuste dos dados é apresentado na Equação 14.

$$\begin{aligned}
 \text{Profundidade} = & -17,5 + 0,00002015 * \text{Solo Exposto} + 0,0001705 * \text{Agricultura} \\
 & - 0,00006357 * \text{Pastagem} - 0,00001118 * \text{Mata}
 \end{aligned}
 \tag{14}$$

A partir do emprego do modelo estabelecido obteve-se a representação gráfica das correlações entre as variáveis em estudo. A Figura 41 ilustra o gráfico contendo a

representação das correlações entre a profundidade e as classes de uso e cobertura do solo para o *buffer* de 1 km.



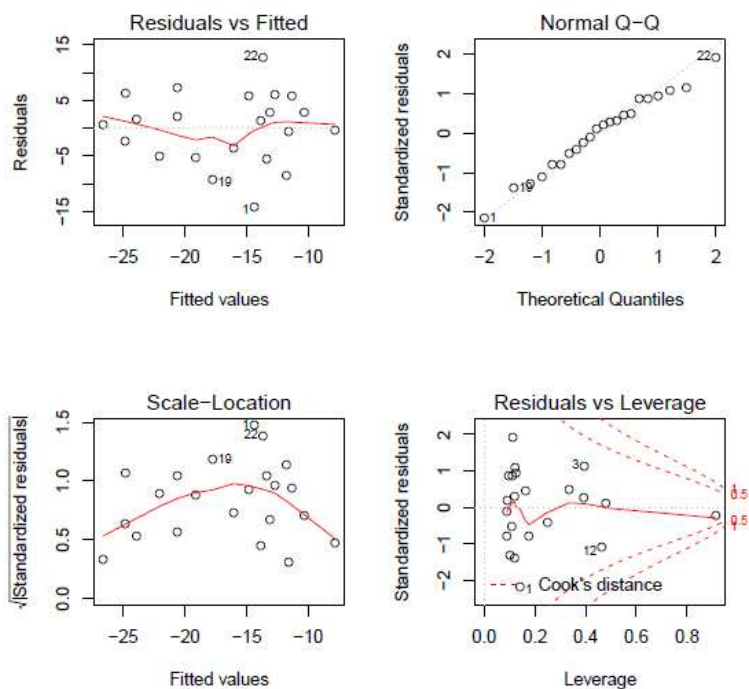
**Figura 44** - Gráfico de representação das correlações entre a profundidade e as classes: solo exposto, agricultura, pastagem e mata para o *buffer* de 1 km.

Através da análise do gráfico apresentado na Figura 44 foi observada uma correlação linear positiva igual a 0,23 entre a profundidade e a classe solo exposto podendo ser verificado que tal classe é percebida com maior frequência em torno das regiões do reservatório que apresentam maiores profundidades. A correlação entre profundidade e agricultura foi igual a 0,44 denotando que tal classe é percebida com maior frequência no entorno das maiores profundidades do reservatório. Profundidade e pastagem apresentaram correlação linear negativa igual a -0,43 sendo observada uma menor frequência desta classe no entorno das regiões do reservatório de maior profundidade. Entre as variáveis profundidade e mata foi observada uma correlação linear negativa igual a -0,33 podendo ser notado menor frequência desta classe no entorno das regiões do reservatório que apresentam maiores profundidades.

Também pôde ser analisada a correlação entre as covariáveis. Assim, as covariáveis solo exposto e mata apresentaram correlação linear negativa igual a -0,21, o que é evidente uma vez que havendo retirada de mata aumentam-se as áreas

pertencentes à classe solo exposto. O mesmo aconteceu para as covariáveis agricultura e pastagem (-0,25), agricultura e mata (-0,33) e pastagem e mata (-0,25), todas apresentaram correlação linear negativa.

A análise e identificação da qualidade dos resíduos do ajuste foram obtidas por meio da representação gráfica ilustrada na Figura 45.



**Figura 45:** Representação gráfica da análise de resíduos do ajuste para o buffer de 1 km.

Analisando a Figura 45 foi possível observar no quadro superior esquerdo que se eliminados os resíduos 1, 19 e 22, haveria ganho na qualidade do modelo. No quadro superior direito os resíduos 1, e 22 se eliminados, também implicariam em melhoria na qualidade do modelo. Quanto ao gráfico inferior esquerdo os resíduos que apresentaram discrepâncias foram os resíduos: 1, 19 e 22. O gráfico inferior direito apontou os pontos: 1, 3 e 12 para serem eliminados.

#### 4.5.5 Análise da RML para o buffer de 1,5 km

As médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao *buffer* de 1,5 km foram organizadas no software R Development Core Team (2013), visando a obtenção da relação entre as variáveis em estudo. Tais médias estão apresentadas na Tabela 17.

**Tabela 17** - Disposição das médias referentes às áreas das classes de interesse e a profundidade, relativas ao *buffer* de 1,5 km e inseridas no *software* R Development Core Team (2013), para determinação da relação entre as variáveis em estudo.

Faixa	Profundidade (m)	Solo Exposto (m <sup>2</sup> )	Agricultura (m <sup>2</sup> )	Pastagem (m <sup>2</sup> )	Mata (m <sup>2</sup> )
1	-28,50	16207,19	1294,147062	8310,77	234939,99
2	-22,38	1735,27	1677,63	99840,58	567039,86
3	-18,59	7017,85	1350,00	140241,99	667132,51
4	-27,12	8040,23	1440,00	186203,27	507260,57
5	-6,59	19280,11	5430,66	16096,02	46717,56
6	-19,57	5547,65	1687,50	12082,55	240327,82
7	-24,39	4480,74	2633,870	78349,12	40448,71
8	-13,4	75575,15	2332,740	85240,40	12354,10
9	-26,04	103765,06	1914,790	172863,57	10138,33
10	-9,08	28388,58	1898,01	56338,39	3239,61
11	-10,20	12649,00	1490,20	27952,94	6734,36
12	-19,03	36169,47	7145,24	34553,33	6351,60
13	-7,44	26180,14	7060,94	3417,73	20917,48
14	-20,45	25189,12	4405,75	7569,56	63752,79
15	-5,50	40331,40	2977,24	11215,16	9156,44
16	-8,30	279553,35	3634,01	45395,53	4252,99
17	-12,2	51846,51	3873,35	21091,21	14002,74
18	-12,48	9109,17	2626,41	32171,37	16984,41
19	-26,99	10249,07	1125,736	64843,38	14763,0402
20	-18,53	25088,00	2046,06	194751,74	13320,87
21	-27,30	13303,96	1531,04	209285,81	26217,64
22	-0,98	10816,86	1963,06	5054620,21	6356986,40

A estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o *buffer* de 1,5km é apresentada na Tabela 18.

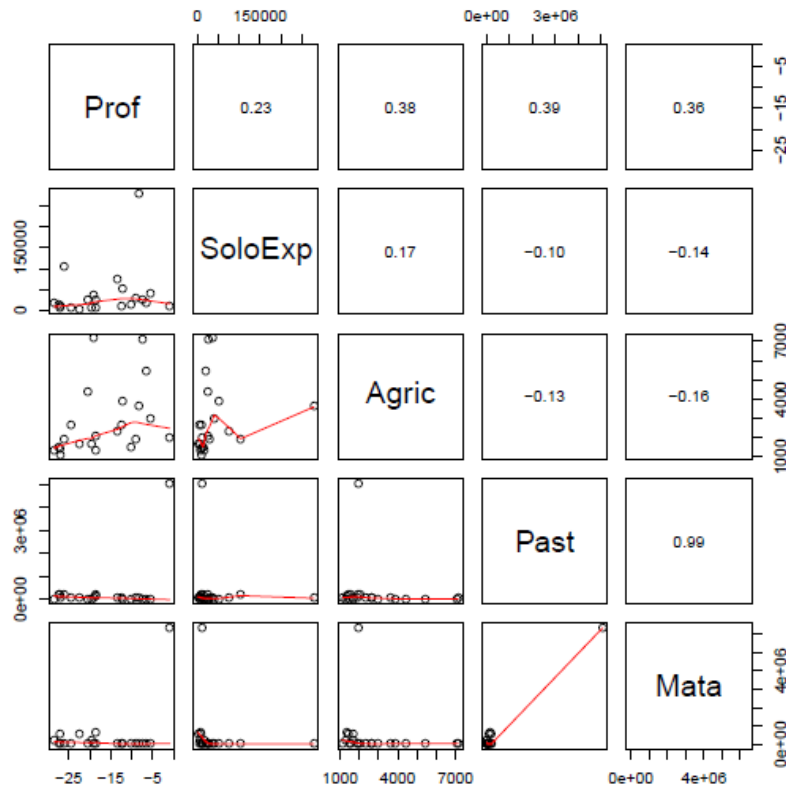
**Tabela 18** - Estimativa dos principais parâmetros da Estatística Descritiva para o *buffer* de 1,5 km.

Variáveis	Mediana	Média	Variância	Desvio Padrão	CV*	Min**	Max***	Curt	Assim
Profundidade	-18,56	-16,59	69,50	8,34	-50,24	-28,50	-0,98	1,77	0,13
Solo exposto	17743,65	36842,00	3551897680	59597,80	161,77	1735,27	279553,40	13,84	3,14
Agricultura	2004,57	2797,20	3162031,00	1778,21	63,57	1125,74	7145,25	3,87	1,39
Pastagem	50866,96	298292,50	1,13e+12	1064459	356,85	3417,74	5054620	19,88	4,33
Mata	18950,96	403774,50	1,80 e+12	1344685	333,03	3239,62	6356986	19,17	4,21

O modelo estabelecido foi baseado no uso de todas as covariáveis referentes ao *buffer* de 1,5 km. O AIC encontrado para essa formulação foi de 91,73. A formulação do modelo utilizado está representado na Equação 15.

$$\begin{aligned}
 \text{Profundidade} = & -24,08 + 0,00002834 * \text{Solo Exposto} + 0,00192 * \text{Agricultura} \\
 & + 0,000003759 * \text{Pastagem} - 0,000000111 * \text{Mata}
 \end{aligned}
 \tag{15}$$

Após a escolha do modelo obteve-se a representação gráfica das correlações entre as variáveis em estudo. A Figura 43 ilustra o gráfico contendo a representação das correlações entre a profundidade e as classes de uso e cobertura do solo.

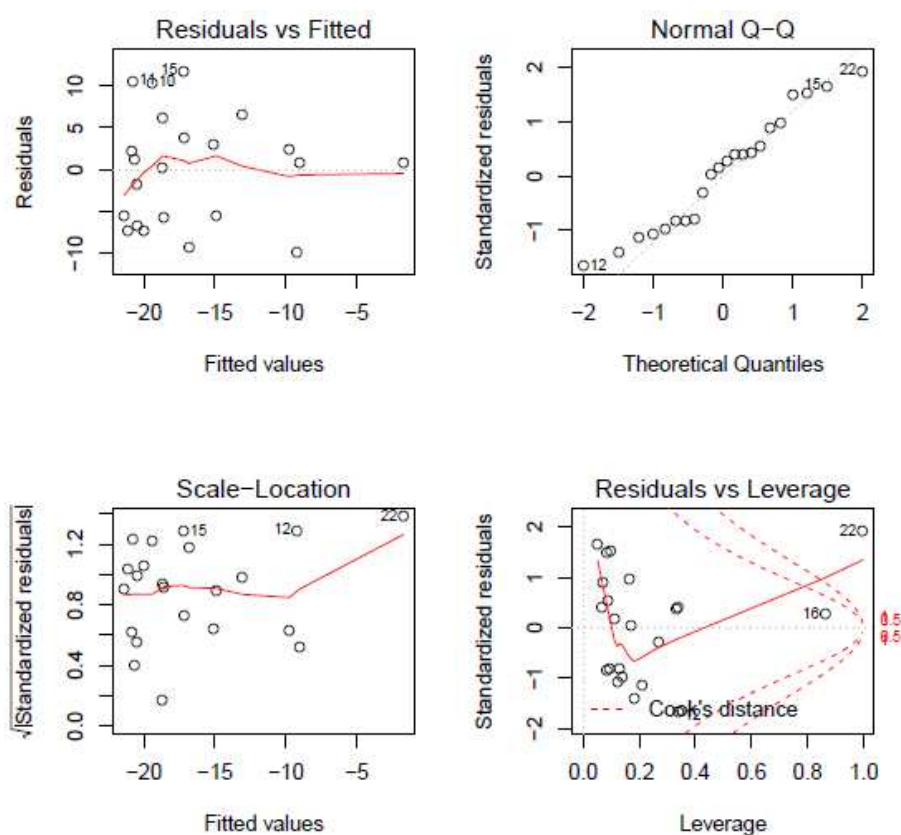


**Figura 46** - Gráfico de representação das correlações entre a profundidade e as classes: solo exposto, agricultura, pastagem e mata para o buffer de 1,5 km.

Analisando o gráfico apresentado na Figura 46 foi possível verificar uma correlação linear positiva igual a 0,23 entre a profundidade e a classe solo exposto podendo ser verificado que tal classe é percebida com maior frequência em torno das regiões do reservatório que apresentam maiores profundidades. A correlação entre profundidade e agricultura foi igual a 0,38 denotando que tal classe é percebida com maior frequência no entorno das maiores profundidades do reservatório. Profundidade e pastagem apresentaram correlação linear negativa igual a 0,39 sendo observada uma maior frequência desta classe no entorno das regiões do reservatório de maior profundidade. Entre as variáveis profundidade e mata foi observada uma correlação linear negativa igual a 0,36 podendo ser notado maior frequência desta classe no entorno das regiões do reservatório que apresentam maiores profundidades.

Também pôde ser analisada a correlação entre as covariáveis. Assim, as covariáveis solo exposto e pastagem apresentaram correlação linear negativa igual a -0,10, o que é evidente uma vez que havendo aumento de áreas destinadas a pastagem as áreas sem cobertura vegetal tendem a diminuir. O mesmo aconteceu para as covariáveis solo exposto e mata (-0,14), agricultura e pastagem (-0,13), agricultura e mata (-0,16), todas apresentaram correlação linear negativa.

A análise e identificação da qualidade dos resíduos do ajuste foram obtidas por meio da representação gráfica ilustrada na Figura 47.



**Figura 47:** Representação gráfica da análise de resíduos do ajuste para o buffer de 1,5 km.

Observando a Figura 47 foi verificado que no gráfico superior esquerdo os resíduos que foram identificados como sugestão para serem eliminados, proporcionando melhoria na qualidade do modelo foram os resíduos 10, 11 e 15. No gráfico superior direito foram apontados para serem eliminados os resíduos 12, 15, 22. No gráfico inferior esquerdo os resíduos que apresentaram maiores discrepâncias foram os resíduos: 12, 15 e 22. E o gráfico inferior direito identificou os resíduos: 12, 16 e 22, para serem eliminados, melhorando assim a qualidade do modelo ajustado.

Observou-se a partir da análise da representação gráfica de resíduos do ajuste, apresentados nas Figuras 6, 8 e 10, que o resíduo 22 é um forte candidato a ser eliminado uma vez que em todas as análises para as distâncias de 0,5km; 1km e 1,5km ele se manteve, comprovando assim que sua eliminação traria ganho ao modelo.

Porém, optou-se neste trabalho pela não eliminação dos pontos que foram sugeridos a partir da análise de resíduos do ajuste uma vez que o volume de dados empregados foi pequeno e outras modificações podem ser realizadas em estudos futuros.

Habermann e Gouveia (2012) geraram um modelo de regressão com base no uso do solo para prever a concentração de material particulado inalável ( $MP_{10}$ ) no município de São Paulo, Brasil. O estudo se baseou na média de  $MP_{10}$  de 2007 de 9 estações de monitoramento. Obtiveram-se dados demográficos, viários e de uso do solo em círculos concêntricos de 250 a 1.000 m para compor o modelo. Calculou-se regressão linear simples para selecionar as variáveis mais robustas e sem colinearidade. Quatro variáveis entraram no modelo de regressão múltipla. Somente tráfego leve em círculos concêntricos  $\leq 250$  m permaneceu no modelo final, que explicou 63,8% da variância de  $MP_{10}$ . Os autores verificaram ao final do estudo que o método de regressão baseada no uso do solo é rápido e de fácil execução.

Maia et al. (2001) sugeriram uma metodologia voltada para a classificação da composição iônica da água de irrigação, baseada na utilização da regressão linear múltipla, tendo-se, como variável dependente, a condutividade elétrica e, como variáveis independentes, as concentrações de cátions e ânions da água de irrigação, classificada de acordo com o peso de cada íon no modelo estatístico. Os resultados mostraram que, através do uso da regressão linear múltipla, houve alteração na contribuição de cada variável no modelo ajustado, cuja estimativa era baseada no aumento da soma de quadrado, devido à regressão, a medida em que se incorporava, ao modelo, cada variável independente.

De forma a identificar até qual distância as classes de uso e cobertura do solo influenciaram a proliferação de plantas aquáticas submersas, empregou-se o Coeficiente de Determinação ( $R^2$ ) e para a análise da qualidade do ajuste empregou-se o p-valor. Para distâncias de até 0,5 km obteve-se  $R^2 = 0,3716$ , ou seja, 37,16% da variável

profundidade foi explicada pelo conjunto de covariáveis. Testando a qualidade do ajuste encontrou-se um grau de confiança igual a 92%. Para distâncias de 1 km obteve-se  $R^2 = 0,4210$  e grau de confiança do ajuste igual a 96%. Para distâncias de 1,5 km obteve-se  $R^2 = 0,3811$  e grau de confiança do ajuste igual a 93%. A partir desses resultados foi possível verificar que as análises geradas para distâncias de 1km apresentaram uma melhor resposta em comparação as demais distâncias. As distâncias de 0,5 e 1,5 km são estatisticamente iguais e desta forma nada pôde ser concluído a respeito da influência das classes de uso e ocupação do solo, nessas respectivas distâncias, na proliferação das plantas aquáticas submersas.

#### **4.6 Conclusão**

A partir da realização deste estudo foi possível analisar a influência das classes de uso e cobertura do solo espacializadas a distâncias de 0,5km; 1km e 1,5km, no entorno do reservatório Bico da Pedra localizado na região Norte do Estado de Minas Gerais, na proliferação de plantas aquáticas invasoras. Empregando para isso técnicas de Regressão Linear Múltipla para identificar as correlações entre as variáveis de usos do solo, profundidade do reservatório e plantas aquáticas submersas.

O método empregado na escolha do melhor modelo linear foi o método do Critério de Akaike – AIC. Porém, mesmo com a aplicação de tal método e com a verificação do melhor modelo a ser empregado, optou-se pelo uso do modelo gerado a partir da utilização de todas as covariáveis, para as três situações (*buffers* de 0,5km, 1km e 1,5km). Tal decisão foi baseada no pequeno número de pontos envolvidos nesta pesquisa.

A partir da identificação das observações que deveriam ser eliminadas, através da representação gráfica da análise de resíduos do ajuste, o resíduo 22 seria uma opção interessante gerando ganho ao modelo, uma vez que tal resíduo se manteve ao longo das análises baseadas nas quatro metodologias de representação gráfica de resíduos do ajuste para as distâncias de 0,5; 1 e 1,5 km, porém, optou-se pela não eliminação das observações mesmo aquelas sugeridas pela análise gráfica de resíduos do ajuste, devido ao pequeno número de observações (dados de média das áreas de classes de uso do solo provenientes das 22 faixas) envolvidas nesta pesquisa.

Apesar das correlações obtidas para a análise da profundidade com as classes de interesse apresentarem baixos valores, mesmo assim deve-se considerar a existência da correlação. Tais valores provavelmente não foram maiores devido à ocorrência de outros fatores que também influenciam a profundidade como é o caso da topografia do lugar.

A identificação da influência das classes de uso e cobertura do solo espacializadas a distâncias de 0,5 km; 1 km e 1,5 km, no entorno do reservatório Bico da Pedra, na proliferação de plantas aquáticas submersas, foi verificada por meio do emprego de técnicas de Regressão Linear Múltipla. Assim correlacionou-se a variável profundidade com as classes de uso e cobertura do solo. Para isso foi considerado que a ocorrência de plantas aquáticas submersas está diretamente ligada a menores profundidades. Os resultados mostraram que as análises geradas para distâncias de 1 km apresentaram uma melhor resposta em comparação às demais distâncias. Sendo as distâncias de 0,5 e 1,5 km estatisticamente iguais e portando não podendo ser inferido nada sobre elas.

### Referências Bibliográficas

- BARROS, E. A. C.; SIMÕES, P. A. Métodos de estimação em regressão linear múltipla: aplicação a dados clínicos. **Revista Colombiana de Estadística**. V. 31, n. 1, pp. 111-129. 2008
- ESTEVES, F. A. **Fundamentos de limnologia**. Rio de Janeiro: Interciência/Finep. 2.ed. 575p. 1998. Disponível em: <<http://www.scribd.com/doc/50833578/Fundamentos-de-Limnologia-Francisco-de-Assis-Esteves>> Acessado em: 15/01/2013.
- FONSECA, L. M. G. **Introdução ao Processamento Digital de Imagens**. Manuais Técnicos em Geociências - número 9. INPE. 2000.
- HABERMANN, M.; GOUVEIA, N. Aplicação de regressão baseada no uso do solo para prever a concentração de material particulado inalável no município de São Paulo, Brasil. **Eng. Sanit. Ambient.** V.17, n.2, p. 155-162. 2012.
- HESTIR, E. L.; KHANNA, S. M. E.; ANDREW, M. J. SANTOS.; VIERS, J. H.; GREENBERG, J. A.; RAJAPAKSE, S. S.; USTIN, S. L. Identification of invasive vegetation using hyperspectral remote sensing in the California delta ecosystem. **Remote Sensing of Environment**. V. 112, p. 4034–4047, 2008.

- JENSEN, J. R. **Sensoriamento Remoto do ambiente: uma perspectiva em recursos terrestres**. 2a Edição. São José dos Campos: Parênteses, 2009.
- KOEHLER, S. & BOVE, C.P. Hydrocharitaceae from Central Brazil: A New Species of *Egeria* and a Note on *Apalanthe granatensis* Novon. Vol. 11, No. 1 (Spring), pp. 63-66, 2001.
- KÖPPEN, W.; GEIGER, R. **Klimate der Erde**. Gotha: Verlag Justus Perthes. 1928.
- LOPES, J. P.; TENÓRIO, R. A. Contribuição para o conhecimento de macrófitas aquáticas existentes nos lagos e reservatórios do Complexo Hidrelétrico de Paulo Afonso – CHESF. In: XIV Congresso da Sociedade Botânica de São Paulo. Rio Claro: **anais** do CSBSP em CD ROM. UNESP, 2002.
- MANSOR, M. T. C. **Potencial de poluição de águas superficiais por fontes não pontuais de fósforo na Bacia Hidrográfica do Ribeirão do Pinhal, Limeira-SP**. 2005, Campinas. Tese de doutorado apresentada a Universidade Estadual de Campinas.
- MARTINS, D.; COSTA, N.V.; DOMINGOS, V.D.; RODRIGUES, A.C.P.; CARVALHO, F.T. Efeito do período de exposição a concentrações de diquat no controle de plantas *Egeria densa*, *Egeria najas*, *E ceratophyllum demersum*. **Planta Daninha**, v. 26, n. 4, p. 865-874, 2008.
- MENDES, D.; PITELLI, R. A.; COELHO, L. Efeito de concentrações de herbicidas sobre aspectos biológicos de *Fusarium* sp. (isolado FCAV#940). **Planta Daninha**, v. 22, p. 85-93, 2004.
- OLIVEIRA, N.M.B.; SAMPAIO, E.V.S.B.; PEREIRA, S.M.B.; MOURA JUNIOR, A.M. Capacidade de Regeneração de *Egeria densa* dos Reservatórios de Paulo Afonso, BA. **Planta daninha**, v. 23, n. 2, p. 7-13, 2005.
- PEREIRA FILHO, W; BARBOSA, C. C. F.; NOVO, E. M. L. M. Influência das condições do tempo em espectros de reflectância da água. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 12., 2005, Goiânia. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2005. p. 415-422.
- ROTTA, L. H. S. et al. Detecção de macrófitas submersas por meio de imagem QuickBird – Estudo de caso: usina hidrelétrica de Porto Colômbia – MG/SP. In: Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, 15., 2011, Curitiba. **Anais...** Curitiba: 2011. p. 4460-4467.
- SANTOS, J. W. M. C. Ritmo Climático e Sustentabilidade sócio-ambiental da agricultura comercial da soja no Sudeste de Mato Grosso. **Revista do Departamento de Geografia (USP)**, v. 1, n. esp., p. 1-20, 2005.
- SHAFIQUE, N. A., B. C. AUTREY, F. A. FULK, J. E. F. **Hyperspectral Remote Sensing of Water Quality Parameters for Large Rivers in the Ohio River Basin**. First Interagency Conference on Research in the Watersheds,

BENSON, AZ, October 27 - 30, 2003 USDA Agricultural Research Service, Washington, DC, 2003.

WATANABE, F. S. Y.; IMAI, N. N.; BOSCHI, L. S.; PITELLI, R. L. C. M. Caracterização de plantas aquáticas submersas a partir de dados de espectrorradiômetro no Reservatório de Nova Avanhandava – Rio Tietê/SP. **Anais XV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto - SBSR**, Curitiba, PR, Brasil, 30 de abril a 05 de maio de 2011, INPE p.8500.

## 5. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES FINAIS

Com a realização dessa pesquisa, pode-se verificar que:

O desenvolvimento de metodologias voltadas à identificação e a espacialização de plantas aquáticas submersas em reservatórios podem servir de subsídio na avaliação do grau de susceptibilidade que o fenômeno estudado apresenta em resposta a uma ação.

A identificação de classes de uso do solo que tenham relação com o desenvolvimento de processos eutróficos em reservatórios por meio da utilização de dados espectrais provenientes dos sensores TM/Landsat 5 e OLI/Landsat 8 podem favorecer a identificação das possíveis causas de desequilíbrio no ecossistema ajudando na identificação do dano e na escolha de ações corretivas.

O emprego de dados espectrais provenientes do sensor OLI/Landsat 8 na identificação de áreas eutróficas é eficaz, podendo essa metodologia ser utilizada em estudos destinados ao monitoramento de ecossistemas aquáticos que estejam em situação de risco permitindo detecção automatizada das áreas infestadas, abrangência espacial e temporal de imageamento da superfície estudada e menor custo e tempo de aquisição de informações quando comparado as de técnicas tradicionais de mapeamento de plantas aquáticas invasoras.

A identificação do padrão de sazonalidade da vegetação do tipo Floresta Estacional Decidual, obtida por meio da análise temporal de dados NDVI, pode ser utilizada em estudos destinados a identificação das alterações ocorridas no meio, uma vez que as mudanças na vegetação podem transformar o clima de uma região.

Baseado em tais implicações, conclui-se que a pesquisa atingiu os objetivos obtendo resultados significativos no que se refere à identificação e a espacialização de plantas aquáticas submersas.

Recomenda-se para trabalhos futuros, a inclusão das variáveis declividade e tipo de solo nas análises de variabilidade temporal da região, baseada na correlação entre o NDVI e a precipitação; o emprego do IPA em regiões com outras formações vegetais,

afim de se verificar a resposta desse índice em tais vegetações; e a inserção de outras variáveis dependentes tais como, declividade no entorno do reservatório e identificação de outros tipos de uso e ocupação do solo de forma a inferir a influência de tais variáveis na da proliferação de plantas aquáticas submersas por meio de análises de regressão linear múltipla.

## REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- CAVENAGHI, A. L. Caracterização da Qualidade de Água e Sedimento relacionados com a ocorrência de Plantas Aquáticas em cinco reservatórios da Bacia do Rio Tietê. **Planta daninha**, vol.21 no.spe. Viçosa, 2003.
- GALO, M.L.B.T.; VELINI, E.D.; TRINDADE, M.L.B.; SANTOS, S.C.A. Uso do Sensoriamento Remoto orbital no monitoramento da dispersão de macrófitas nos reservatórios do complexo Tietê. **Planta daninha**, vol.20 no.spe. Viçosa, 2002.
- GURGEL, H. da C.; FERREIRA, N. J.; LUIZ, A. J. B. Estudo da variabilidade do NDVI sobre o Brasil, utilizando-se a análise de agrupamentos. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**, Campina Grande, v.7, n.1, p.85-90, 2003.
- HELLWEGER, F. L., SCHLOSSER, P., LALL, U., WEISSEL, J. K. Use of satellite imagery for water quality studies in New York Harbor. *Estuarine, Coastal and Shelf Science* 61: 437-448. 2004.
- NOBREGA, I. W. **Análise espectral de sistemas aquáticos da Amazônia para a identificação de componentes opticamente ativos** / I. W. Nóbrega. – São José dos Campos: INPE, 2002.