



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE FLORESTAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL**

**ROBERTO DIEGO BEZERRA DOS SANTOS**

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL (1990- 2010) DO USO DA TERRA NO  
MUNICÍPIO DE SEROPÉDICA, RJ, DETERMINADO POR CLASSIFICAÇÃO  
AUTOMATIZADA**

**Prof°. Dr. RAFAEL COLL DELGADO**

**Orientador**

**Seropédica - RJ  
Fevereiro – 2013**



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE FLORESTAS  
CURSO DE GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA FLORESTAL**

**ROBERTO DIEGO BEZERRA DOS SANTOS**

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL (1990- 2010) DO USO DA TERRA NO  
MUNICÍPIO DE SEROPÉDICA, RJ, DETERMINADO POR CLASSIFICAÇÃO  
AUTOMATIZADA**

Monografia apresentada ao Curso de Engenharia Florestal, como requisito parcial para obtenção do Título de Engenheiro Florestal, Instituto de Florestas da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.

**Prof°. Dr. RAFAEL COLL DELGADO**

**Orientador**

**Seropédica - RJ  
Fevereiro – 2013**

**DINÂMICA ESPAÇO-TEMPORAL (1990- 2010) DO USO DA TERRA NO  
MUNICÍPIO DE SEROPÉDICA, RJ, DETERMINADO POR CLASSIFICAÇÃO  
AUTOMATIZADA**

Comissão Examinadora

Monografia apresentada em 28 de fevereiro de 2013.

Profº Dr. Gustavo Bastos Lyra

UFRRJ/IF/DCA

Membro

Profº Dr. Marcio Rocha Francelino

UFRRJ/IF/DS

Membro

## DEDICATÓRIA

Dedico este trabalho, em especial à minha mãe, Maria da Conceição que sempre se dedicou a dar uma boa criação a mim e aos meus irmãos. Ao meu irmão Robson, minha irmã Rosângela e minha tia Nilza que sempre acreditaram em mim e me apoiaram em minhas escolhas, além de nunca medirem esforços para que eu tivesse uma boa educação.

## **AGRADECIMENTOS**

Em primeiro Lugar a Deus, por ter permitido que tudo isso acontecesse em minha vida e por ter me dado coragem para seguir quando me deparava com as dificuldades.

À minha mãe Maria da Conceição que mesmo com todas as dificuldades que encontrou na vida, teve forças pra me conduzir e educar.

Aos meus irmãos Robson, Rubens e Rosângela.

Aos meus grandes amigos de infância Jean Carlos e Vanderson Bruno, pela amizade de anos e anos, por suas sábias palavras e piadas inigualáveis. E também por terem sido exemplos pra mim ao longo de nossas trajetórias.

Ao meu amigo David Zanotta, pelas várias músicas compartilhadas, pelos vários shows que fomos juntos, pelas várias dicas de como tocar guitarra, pelas várias farras, por compor ótimas músicas e por sua amizade nos momentos difíceis (esse é irmão!!!).

Aos meus amigos de quarto (436), Émersom, Paulo, Sérgio, Felipe (Ceará), Fernando, Marcelo e Alexandre. Agradeço pela amizade e companheirismo e claro, pelos vários rangos de fim de semana!!!

Ao meu grande amigo Fernando (hate you too), pelas conversas proveitosas e as várias cervejas compartilhadas.

À minha namorada Lucimar, por ser a grande companheira que é, por estar sempre ao meu lado e por ser a pessoa maravilhosa que é.

Ao meu orientador e amigo, Professor Dr. Rafael Coll Delgado, sem ele esse trabalho não seria possível.

Às amigas do quarto 101- F2.

Aos meus amigos e professores da Escola Bento do Amaral Colinho e do Colégio Faetec Santa Cruz, todos eles são responsáveis por tudo isso que está acontecendo.

E claro, aos meus amigos Gil e Nado pelos vários domingos na banca de jornais do Gil.

Aos colegas de estágio da meteorologia e da Geoflora.

Agradeço também a Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, por disponibilizar a infraestrutura necessária ao desenvolvimento deste trabalho.

## RESUMO

Foi avaliado a dinâmica espaço-temporal de uso e cobertura da terra entre os anos de 1990 e 2010 no município de Seropédica, Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ). Foram utilizadas imagens TM (*Thematic Mapper*) Landsat 5 e os métodos de classificações supervisionadas baseado nos algoritmos da Mínima Distância (MINIDIST), Máxima Verossimilhança (MAXVER) e distância de Mahalanobis (MAHAL). Os resultados obtidos de 1990 mostraram que a classificação MINIDIST superestimou as classes de áreas de água (5,02%), mata (8,94%), solo exposto (16,05%) e pastagem (59,33%), respectivamente. O MINIDIST em 1990 subestimou a classe área urbana (10,66%) comparado com os demais métodos. As classes pastagem (59%), mata (20,68%) e água (2,25%) foram superestimadas pelo MINIDIST, enquanto que para as classes espectrais de solo exposto (0,92%), área urbana (11,54%) e eucalipto (5,81%) ocorreram subestimativa comparado aos métodos MAHAL e MAXVER em 2010. O viés médio mostrou que os valores de área para ambos os classificadores foram superestimados em relação aos dados do projeto SOS Mata Atlântica. Os índices de vegetação mostraram-se compatíveis com a literatura, às exceções foram às discrepâncias na estimativa de área atribuídas à transição de períodos secos e chuvosos que ocorreram antes da passagem do satélite sobre a região. Ressalta-se que todos os classificadores utilizados neste estudo são passíveis de erro, o que torna o trabalho do foto intérprete indispensável, ou seja, os classificadores foram desenvolvidos na tentativa de aperfeiçoarem os trabalhos de interpretação visual em Seropédica.

**Palavras-chave:** Landsat-5 TM, classificação supervisionada e mudança da paisagem.

## ABSTRACT

The paper analyses the spatial-temporal dynamics of land use and coverage between 1990 and 2010 in Seropédica, in the Metropolitan Region of Rio de Janeiro (MRRJ). It uses the images captured by the TM (*Thematic Mapper*) Landsat 5 and the supervised method of classification based on the algorithms of Minimum Distance, Maximum Likelihood and Mahalanobis distance. The 1990 results show that the Minimum Distance classifier overestimated the classes of water areas (5.02%), forest (8.94%), exposed soil (16.05%) and pasture (59.33%), respectively. When compared to the other methods, the 1990 results also show that the Minimum Distance classifier underestimated the urban area class (10.66%). In 2010, the Minimum Distance classifier overestimated the classes of pasture (59%), forest (20.68%) and water (2,25%), whereas when compared to the Mahalanobis distance and Maximum Likelihood classifiers the spectral classes of soil exposure (0.92%), urban area (11.54%) and eucalyptus (5.81%) were underestimated. In both classifiers the mean-bias (MB) showed that the values of the area were overestimated in relation to the project SOS Mata Atlântica. The vegetation indices showed to be compatible with current literature. However, the discrepancies in the estimates of area attributed to the transition between dry and rainy seasons, which happened before the satellite had passed over the region, were exceptions. It is important to highlight, however, that all classificatory methods used during this study are liable to error, thus making the work of the photo interpreter indispensable. In other words, these classifiers were developed with the aim to improve the visual interpretation work in Seropédica.

**Keywords:** Landsat-5 TM, supervised classification and landscape change.

## SUMÁRIO

LISTA DE EQUAÇÕES .....	VIII
LISTA DE FIGURAS .....	IX
LISTA DE TABELAS .....	X
1. INTRODUÇÃO .....	1
1.1. OBJETIVOS .....	2
2. REVISÃO DE LITERATURA .....	3
2.1. SENSORIAMENTO REMOTO .....	3
2.2. Índices de Vegetação .....	4
2.2.1. Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (IVDN) .....	4
2.2.2. Índice de Vegetação por Ajuste do Solo (IVAS) .....	5
2.2.3. Índice de Área Foliar (IAF) .....	5
2.2. CLASSIFICAÇÃO ESPECTRAL DE IMAGENS .....	5
3. MATERIAL E MÉTODOS .....	6
3.1. ÁREA De ESTUDO .....	6
3.2. PROCESSAMENTO DOS DADOS .....	6
3.2.1. ETAPAS DE UMA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA .....	8
4. RESULTADOS E DISCUSSÃO.....	12
5. CONCLUSÃO .....	18
6. BIBLIOGRAFIA .....	19

## LISTA DE EQUAÇÕES

<b>Equação 1:</b> Equação para o cálculo da Calibração Radiométrica.....	7
<b>Equação 2:</b> Equação para o cálculo Refletividade.....	7
<b>Equação 3:</b> Equação para o cálculo da distância relativa terra- sol.....	8
<b>Equação 4:</b> Equação para o cálculo do Índice De Vegetação Da Diferença Normalizada (IVDN).....	8
<b>Equação 5:</b> Equação para o cálculo do Índice de Vegetação por Ajuste do Solo (IVAS).....	8
<b>Equação 6:</b> Equação para o cálculo do Índice de Área Foliar (IAF).....	8
<b>Equação 7:</b> Equação para o cálculo do Viés Médio (VM).....	11

## LISTA DE FIGURAS

<b>Figura 1:</b> Localização geográfica da área de estudo.....	6
<b>Figura 2:</b> Esquema do método de classificação supervisionada de MINDIST.....	9
<b>Figura 3:</b> Esquema do método de classificação supervisionada de MAXVER.....	10
<b>Figura 4:</b> Fluxograma do sistema de processamento das imagens .....	10
<b>Figura 5:</b> Polígonos de mata e área urbana necessários para coleta de assinaturas.....	11
<b>Figura 6a-b:</b> Valores médios dos índices de vegetação (IVDN, IVAS e IAF) e Viés Médio (VM) em hectares nos anos de 1990, 1995, 2000, 2005 e 2010 para o município de Seropédica, RJ.....	15
<b>Figura 7a-f:</b> . Classificação espectral de 1990 (a, c, e) e 2010 (b, d, f) pelos métodos supervisionados de MAHAL, MAXVER e MINDIST para o município de Seropédica, RJ.....	16

## LISTA DE TABELAS

<b>Tabela 1:</b> Transformação espectral de pixel para área em hectares (ha) para os anos de 1990 e 2010 no município de Seropédica, RJ.....	17
--	----

## 1. INTRODUÇÃO

Acompanhar a dinâmica espacial e temporal da paisagem constitui subsídio fundamental no planejamento e uso adequado da terra, bem como no uso racional dos recursos naturais (DELGADO et al., 2012), que são questões importantes nos dias de hoje, devido a necessidade de adoção de práticas sustentáveis tanto no meio urbano, quanto meio rural. Tal acompanhamento permite zonar áreas e implementar o uso apropriada das mesmas, sustentado pelo conhecimento das condições locais da cobertura da terra e de estimativas das condições climáticas de uma região.

Atualmente o sensoriamento remoto tem sido uma ferramenta importante na caracterização do ambiente, aquisição das informações, inventários e gerenciamento da paisagem agroflorestal (FREITAS et al., 2012). Com a evolução e a utilização do sensoriamento remoto nos permite, através de uma análise da distribuição espacial das áreas, caracterizar o uso da terra, fornecendo informações importantes de épocas passadas, as quais podem subsidiar metodologias com enfoques temporais (MATHER, 1999).

Vários satélites foram colocados em órbita com sensores capazes de obter informações espectrais dos alvos da superfície da Terra, em várias bandas do espectro eletromagnético, como é o caso do sensor TM do Landsat. Isso aumentou consideravelmente o número de dados dos alvos a serem analisados e, de certa forma, também o trabalho de análise.

Um grande número de metodologias tem sido desenvolvidas para a classificação (ou identificação) automática do uso da terra oriundas do sensoriamento remoto. Os procedimentos, atualmente em uso, baseiam-se na simples investigação da característica radiométrica do pixel (análise multiespectral), sem considerar a possível transformação dessas características no tempo (análise multitemporal) e no espaço (textura).

Os sensores das sete bandas disponíveis no satélite Landsat TM fornecem uma ferramenta importante na análise e identificação da curva da refletância espectral representada pelos diferentes alvos da imagem. Também podem ser utilizadas para delinear e estimar suas áreas (LIU, 2006).

Algumas faixas espectrais deste sensor TM é usado para caracterização dos índices de vegetação, reduzindo assim o volume de dados a ser analisado, pois praticamente toda a informação referente à vegetação fica resumida a somente um valor numérico. Facilitando assim o monitoramento e o estudo do crescimento/desenvolvimento da vegetação.

O geoprocessamento e a utilização de informações de sensoriamento remoto vem se destacando como importantes ferramentas, pois possibilitam a abrangência de grandes áreas, a periodicidade das informações, a vantagem de se monitorar áreas remotas e de difícil acesso e a espacialização das informações. Um exemplo é o da cobertura vegetal que pode ser mapeada com a ajuda de imagens índices. O desenvolvimento de tais metodologias representam um trunfo para instituições e empresas interessadas em monitorar e fiscalizar áreas de forma rápida, com baixo custo e sem a necessidade de se deslocar um grande contingente humano para área de interesse (DELGADO, 2010).

## **1.1. OBJETIVOS**

Este trabalho tem por objetivo principal analisar três métodos de classificação supervisionada: Distância de Mahalanobis (MAHAL), Mínima Distância (MINDIST) e Máxima Verossimilhança (MAXVER), e, três índices de vegetação: Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (IVDN), Índice de Vegetação por Ajuste do Solo (IVAS) e Índice de Área Foliar (IAF) no município de Seropédica, RJ.

## 2. REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1. – Sensoriamento Remoto

Sensoriamento Remoto é a ciência e arte de obter informações sobre um objeto, área, ou fenômeno através da análise de dados adquiridos a partir de um sistema que não está em contato com esse objeto, área ou fenômeno sob investigação (LILLESAND et al., 2007). De acordo com Novo (2008), sensoriamento remoto é a utilização conjunta de sensores, equipamentos para processamento de dados, entre outros, com o objetivo de estudar o ambiente terrestre por meio de registro e análise das interações entre a radiação eletromagnética e as diversas coberturas que compõem a superfície terrestre.

Novo (2008) destaca, ainda, que o comportamento espectral dos alvos é de fundamental importância para extrair informações a partir de dados obtidos pelo sensoriamento remoto, além da definição de novos sensores, do tipo de processamento a que devem ser submetidos os dados brutos coletados pelos sensores, ou mesmo na definição da forma de aquisição desses dados, tais como, frequência, altura do imageamento, resolução limite, entre outros.

Com o advento de novos sensores e com a intensificação da utilização desta tecnologia na agricultura, o desenvolvimento de técnicas de sensoriamento remoto aplicadas ao estudo dos recursos naturais torna-se cada vez mais importante (DEMATTE & GARCIA, 1999). Existem diversas técnicas de classificação digital em imagens de satélite, para a finalidade de levantamentos terrestres, análise e monitoramento da paisagem agroflorestal, todas procurando extrair o máximo de informações temáticas das imagens, em um menor tempo, quando comparado aos métodos tradicionais (VENTURIERI & SANTOS, 1998).

A maioria dos sensores utilizados para captar e quantificar a resposta da interação da radiação com os alvos existentes na superfície terrestre é passivo. Esses sensores utilizam como fonte de radiação, o Sol, exceto os sensores ativos (radares e laser) que possuem suas próprias fontes de radiação. Essa interação resulta em três mecanismos que atuam na onda: absorção, transmissão e reflexão dela para o espaço. Os alvos também emitem a radiação eletromagnética, dessa interação resulta o que se chama de resposta espectral do objeto, que por sua vez dependerá das propriedades elétricas e magnéticas do material.

Uma das primeiras utilizações do sensoriamento remoto no Brasil, no âmbito da engenharia florestal, foi com o intuito de mapear a floresta Amazônica. Em princípio, com a utilização de fotografias aéreas (Aerofotogrametria), utilizadas principalmente para fins de reconhecimento territorial, depois com produtos gerados a partir do recobrimento do território brasileiro por radar aerotransportado, no âmbito do projeto RADAM, na década de 70 (AZEVEDO, 1971).

Mais tarde outros produtos surgiram como os sensores remotos orbitais, primeiramente óticos, como o Land Remote Sensing Satellite (Landsat) nos anos 70 e Systeme Probatoire d'Observation de la Terre (SPOT), nos anos 80. Subsequentemente vieram os radares, como o Earth Resources Satellite -1 (ERS-1) e Japanese Earth Resources Satellite -1 (JERS-1), na década de 90 e outros sensores que foram desenvolvidos posteriormente como Advanced Thermal Emission and Reflection Radiometer Spaceborne (ASTER) e que vêm sendo desenvolvidos até os dias de hoje.

As imagens de sensores remotos são cada vez mais usadas para a elaboração de diferentes tipos de mapas temáticos, após passarem por processo de interpretação (FLORENZANO, 2002).

Iniciada no final dos anos 60, a série Landsat foi desenvolvida a partir de um projeto da National Aeronautics and Space Administration (NASA) e dedicado exclusivamente à observação dos recursos naturais terrestres. Essa missão foi denominada Earth Resources Technology Satellite (ERTS) e, em 1975 passou a ser denominada de Landsat. A missão foi gerenciada pela NASA e U.S. Geological Survey (USGS) e envolveu o lançamento de sete satélites. A série Landsat continua em atividade, contribuindo a mais de 40 anos para a evolução das técnicas de sensoriamento remoto em instituições do mundo inteiro (SOMGT, 2012).

O satélite Landsat-5 está localizado a 705 km de altitude, possui resolução espacial de 30 x 30m e temporal de 16 dias e que leva a bordo o sensor TM (Thematic Mapper) (PDASR, 2011). O sensor TM surgiu pela primeira vez no Landsat 4 trabalhando em conjunto com o sensor MSS (Multispectral Scanner Subsystem), anos depois o Landsat 5 seria lançado com os mesmos sensores, porém o MSS parou de funcionar (SOMGT, 2012). No ano de 2012 o Landsat-5 foi desativado, sendo substituído pelo Landsat-8, entretanto os produtos deste último ainda não se encontram disponíveis.

## **2.2. Índices de Vegetação**

### **2.2.1. Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (IVDN)**

O Índice de Vegetação da Diferença Normalizada (IVDN) é obtido através da diferença entre a refletância das bandas do infravermelho próximo e do visível, dividida pela soma das mesmas. Os valores do índice situam-se entre -1.0 e +1.0, (LOZANO-GARCIA et al. 1995).

Segundo Firmino et. al. (2009), constaram que valores de IVDN correspondem respectivamente às características de estresse hídrico e de uma vegetação exuberante. Em regiões com elevada disponibilidade hídrica, observa-se valores negativos, próximos a -1, no IVDN o mesmo se observa em áreas sombreadas e com nebulosidade.

Já para áreas de solo nu ou com vegetação rala o IVDN apresenta valores positivos, mas não muito elevados (0-0,5). Vegetação densa e bem desenvolvida apresenta os maiores valores de IVDN, próximos a 1.

O IVDN acompanha a sazonalidade da região, pois é influenciado pela quantidade de radiação incidente e as taxas de precipitação (FONTANA et al., 2005 e DELGADO et al., 2012).

Lucas & Shuler (2007), relatam que o IVDN é similar à precipitação, ou seja, seus resultados mostram maior influência da precipitação na vegetação do mês anterior, no comportamento do IVDN de um determinado mês. Apesar de muitos autores relacionarem o IVDN com precipitação, Wang et al. (2003) comentam que é necessário que se tenha um tempo de resposta para o crescimento da vegetação.

### **2.2.2. Índice de Vegetação por Ajuste do Solo (IVAS)**

De acordo com Parise & Vettorazzi (2005), o Índice de Vegetação por Ajuste do Solo (IVAS), proposto por Huete (1988), representa uma modificação do IVDN, pois em áreas com grandes variações de refletividade causada por diferenças de umidade, variações de rugosidade, sombra ou diferentes teores de matéria orgânica no solo, podem ocorrer mudanças no IVDN.

### **2.2.3. Índice de Área Foliar (IAF)**

Segundo Watson (1952) índice de área foliar, dado em m<sup>2</sup> de área das folhas por m<sup>2</sup> de área de solo das plantas cultivadas, é um dado de grande relevância para obtenção de níveis ótimos de área foliar fotossintetizante. Segundo Pereira & Machado (1987) a área foliar é um fator que depende do número e tamanho das folhas e de seu estágio fenológico. Na estimativa da área foliar pode-se utilizar métodos destrutivos e não-destrutivos. Os não-destrutivos, aqueles que possibilitam a permanência da folha nas plantas podem ser obtidos por meio da utilização de imagens de satélite.

## **2.3. Classificação Espectral de Imagens**

Classificação é uma técnica de processamento das imagens obtidas que visa associar pontos de uma imagem a uma classe ou grupo como, por exemplo, água, cultura, área urbana, etc. A classificação pode ser supervisionada ou não supervisionada.

A classificação supervisionada é realizada quando existem regiões da imagem em que o usuário dispõe de informações da área de estudo, que é obtido por intensos trabalhos de campo (SCHOWENGERDT, 1997), que permitem a identificação dos tipos específicos de cobertura do solo. Nesta classificação, o usuário deve identificar na imagem, áreas representativas de cada classe de interesse. Essas áreas são as chamadas áreas de treinamento, onde serão reconhecidas as assinaturas espectrais das classes de interesse (KERSHAW & FULLER, 1992).

Nas áreas de treinamento, é importante que as amostras contenham as informações relativas as classes de interesse e que sejam homogêneas, mas ao mesmo tempo devem incluir toda a variabilidade dos níveis de cinza do tema em questão. A aquisição de mais de uma área de treinamento para a mesma classe é recomendada, utilizando o maior número de informações disponíveis, como trabalhos de campo, mapas, etc.

As assinaturas espectrais são desenvolvidas a partir da análise estatística das refletâncias dos pixels contidos em cada área de treinamento. Definida as assinaturas espectrais da categoria que se deseja, cada pixel da imagem é comparado a cada uma das assinaturas criadas e então, associado à assinatura mais similar.

Na classificação não supervisionada, os pixels da imagem são examinados e divididos em agrupamentos espectrais naturais predominantes presentes na imagem. O agrupamento é realizado através de algoritmos de agrupamentos (cluster) que separa os pixels em grupos homogêneos cujos padrões de refletâncias são similares, ou seja tem a finalidade de determinar as relações naturais ou inerentes a um conjunto de observações (SCHOWENGERDT, 1997).

Os algoritmos de "clustering" não assumem qualquer conhecimento prévio da distribuição de densidade de probabilidade dos temas, como ocorre no

algoritmo de máxima verossimilhança. O analista identifica esses agrupamentos como classes de cobertura do solo da melhor forma possível, através de uma combinação de sua familiaridade com a região estudada e visitas para levantamentos de verdade de campo. Muitas vezes há a necessidade de reclassificação das classes, agrupando-as ou desagregando-as.

### 3. MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1. Área de Estudo

A área de estudo compreende o município de Seropédica, Região Metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ), situado na Região Sudeste (Figura 1) com área de aproximadamente 266,55 km<sup>2</sup>. Seropédica fica localizada entre as latitudes 22° 37'S a 22° 52'S e as longitudes 43° 37'W a 43° 48'W e sua altitude média de 196 m.

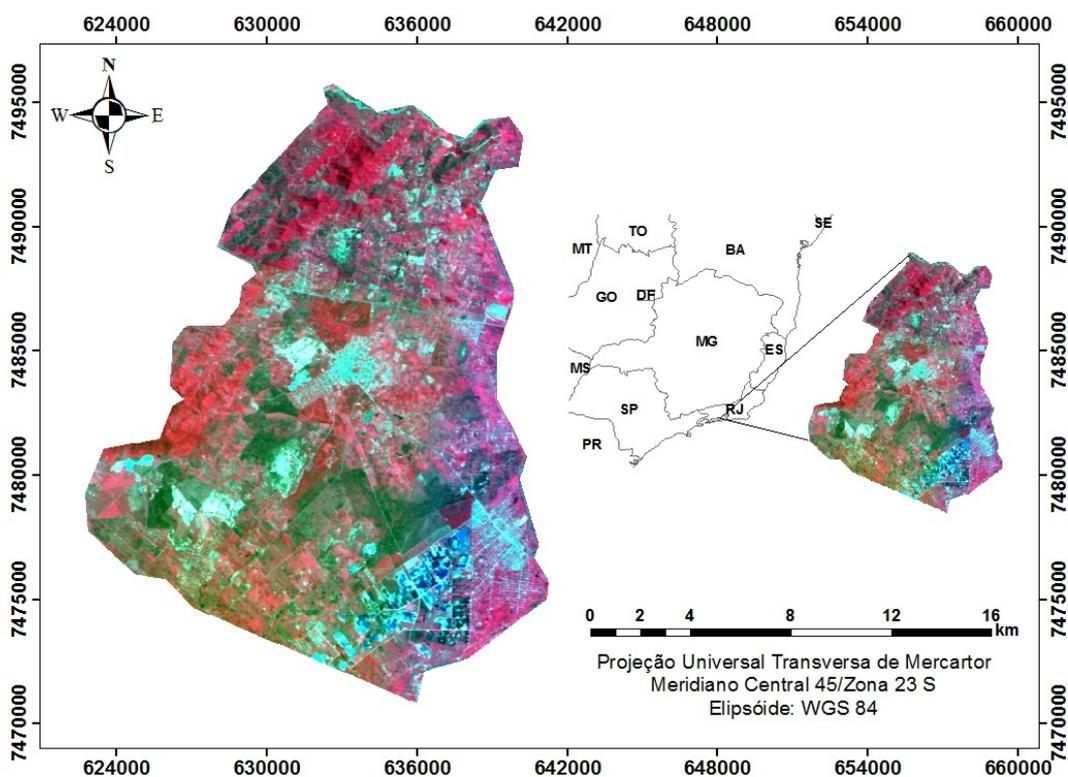


Figura 1. Localização geográfica da área de estudo.

#### 3.2. Processamento dos dados

Foram utilizadas imagens TM Landsat 5 compostas por sete bandas espectrais, sendo seis bandas refletivas e uma banda termal. As imagens foram

processadas no Instituto de Florestas/Departamento de Ciências Ambientais (IF/DCA) da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro (UFRRJ) utilizando os softwares ArcGIS 9.3 e ERDAS IMAGINE 10, onde foram gerados os mapas das classes espectrais (solo exposto, água, pastagem, área urbana, mata e eucalipto) e a estatística espectral pixel a pixel dos índices de vegetação (IVDN, IVAS e o IAF).

Antes do processamento foi preciso realizar a união das bandas das imagens, a calibração radiométrica e o cálculo da refletividade, para isso foram criados algoritmos baseados na metodologia do SEBAL (*Surface Energy Balance Algorithm*) proposto por Bastiaanssen et al. (1998) no MODEL MAKER, do software ERDAS IMAGINE 10.

No cálculo da calibração radiométrica, onde os valores de  $L_{min}$  e  $L_{max}$  utilizados devem seguir a metodologia de Chander et al. (2009). Em que se tratando de dados TM, as imagens obtidas num intervalo de março 1984 até maio de 2003 devem utilizar os valores estabelecidos para este período, assim como também para imagens obtidas após 4 de maio de 2003.

A calibração radiométrica é um meio de determinar e minimizar o efeito de fatores como a transparência atmosférica e as características ópticas e eletrônicas do sensor, removendo o máximo de imperfeições causadas por eles, mantendo assim a máxima fidelidade entre número digital (ND) e as propriedades espectrais de um determinado objeto. Para o seu cálculo foi utilizada a equação 1.

$$L_{\lambda_i} = L_{min} + \frac{L_{max} - L_{min}}{255} \times 255 \quad (1)$$

em que,

$L_{\lambda_i}$  = Radiância Espectral de cada banda;  
 $L_{min}$  = Radiância mínima no topo da atmosfera;  
 $L_{max}$  = Radiância máxima no topo da atmosfera; e  
 ND = Número Digital de cada pixel.

Embora exibam propriedades similares no espectro visível, as plantas podem ser facilmente distinguidas pela sua refletância no infravermelho próximo, por essa razão, posteriormente à calibração radiométrica, precisou-se realizar o cálculo da refletividade por meio da utilização da equação 2.

$$\rho_{\lambda_i} = \frac{\pi L_{\lambda_i}}{E_{\lambda_i} \cos \theta_z d_r} \quad (2)$$

em que,

$L_{\lambda_i}$  = Radiância espectral de cada banda (calibração radiométrica);  
 $E_{\lambda_i}$  = Irradiância solar espectral de cada banda no topo da atmosfera;  
 $\theta_z$  = Ângulo zenital solar retirado da informação do cabeçalho das imagens do sensor TM; e  
 $d_r$  = Distância relativa Terra-Sol (em unidade astronômica - UA), obtido por meio da equação sugerida por Allen et al. (2007), equação 3:

$$d_r = 1 + 0,033 \cos\left(DJ \times \frac{2\pi}{365}\right) \quad (3)$$

em que,

DJ = Dia do ano.

Para o cálculo dos índices de vegetação (IVDN, IVAS e IAF) foram adotadas as metodologias de Rouse et al. (1973), Huete (1988) e Allen et al. (2007), respectivamente (equações 4-6).

$$IVDN = \frac{\rho_2 - \rho_1}{\rho_2 + \rho_1} \quad (4)$$

$$IVAS = \frac{(1 + \ell)(\rho_2 - \rho_1)}{(\ell + \rho_2 + \rho_1)} \quad (5)$$

$$IAF = -\frac{\ln\left(\frac{0,69 - SAVI}{0,59}\right)}{0,91} \quad (6)$$

em que,

$\rho_1$  e  $\rho_2$  = refletividades do vermelho e infravermelho próximo;

$\ell$  = constante (0,1) em virtude de se verificar que esse valor proporciona um índice de Área Foliar (LAI) mais compatível com valores em superfície (ALLEN et al., 2007).

As imagens (ano de 1990 e 2010) foram adquiridas no catálogo eletrônico de imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE) por meio do acesso ao link <http://www.dgi.inpe.br/CDSR/> (CDSR, 2012). Para o mapeamento das áreas (solo exposto, água, área urbana, mata e eucalipto) foram utilizados os métodos de classificação supervisionada por MAHAL, MINDIST e MAXVER (JENSEN, 1986; SCHOWENGERD, 1997).

### 3.2.1. Etapas De Uma Classificação Supervisionada

1. Definição das classes nas quais a imagem vai ser dividida (neste caso: água, mata, pastagem, área urbana, solo exposto e eucalipto);
2. Escolha de amostras de treinamento para cada classe pelo uso de mapas topográficos, aerofotos, trabalho de campo, etc. e controle com a ajuda de avaliações estatísticas. O conjunto dos pixels que fazem parte de uma classe chama-se assinatura da classe;
3. Aplicação de um algoritmo de classificação em que todos os pixels são classificados conforme o método estatístico escolhido, neste trabalho optou-se pelos métodos de MINDIST, MAXVER e MAHAL.

A interpretação visual é limitada à observação de apenas três bandas, enquanto as classificações automáticas são aplicadas a qualquer número de bandas que se queira.

Os principais algoritmos da classificação supervisionada são descritos abaixo:

### A) MINDIST

No método MINDIST, toma-se como referência, para cada classe, um ponto no espaço multidimensional definido pela média estatística de cada banda espectral considerada. O algoritmo associa cada pixel desconhecido à classe cuja média está mais próxima. Cada pixel dentro e fora das áreas de treinamento é avaliado e assinalado à classe a qual ele tem a maior probabilidade de pertencer (Figura 2).

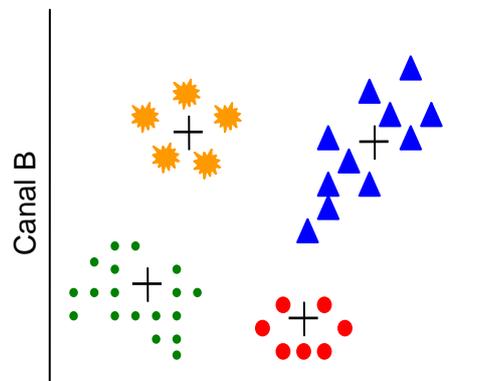


Figura 2. Esquema do método de classificação supervisionada de MINDIST.

O método de mínima distância atribui cada pixel desconhecido à classe cuja média seja mais próxima a ele. A desvantagem deste tipo de cálculo deve-se à dispersão dos valores de refletância em torno das médias. Este método divide-se em dois tipos: mínima distância normalizada e mínima distância bruta.

### B) MAXVER

Este método possui uma área de treinamento, onde selecionamos na imagem com o cursor áreas modelos dos pixels que sejam representativos para cada alvo do uso do solo (MOREIRA, 2003). Depois de selecionar todas as classes pré-estabelecidas, o aplicativo computacional, por meio de cálculos específicos de equiprobabilidade, adequa os demais pixels desconhecidos ou não classificados às classes. Este método se adequa a elipses, de forma que a localização, a forma e tamanho da elipse, refletem a média variância e covariância de duas variáveis (MOREIRA, 2003).

Neste classificador a distribuição dos valores de refletância é descrita por uma função de probabilidade que avalia a possibilidade de um determinado pixel pertencer a uma categoria e classifica o pixel para uma categoria à qual ele tem maior probabilidade de associação (Figura 3).

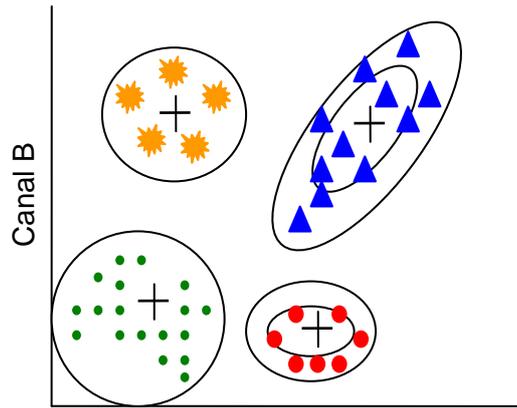


Figura 3. Esquema do método de classificação supervisionada de MAXVER.

O grande problema desta classificação é obter amostras de pixels puros, representativos de cada classe espectral. É sabido, que a resposta espectral de um alvo contida numa área do terreno nunca é homogênea e exclusivamente aquele alvo. Geralmente ela é mascarada pela resposta espectral proveniente da superfície de fundo ou de outros alvos dentro da área. (EASTMAN, 1999).

### C) MAHAL

O classificador MAHAL é similar ao da MINDIST e usa estatísticas para cada classe, porém, ele supõe que a covariância das amostras são iguais, portanto, é um classificador ainda mais rápido que o método de MINDIST.

Na Figura 4 são apresentados os passos para o processamento das imagens TM para o município de Seropédica, RJ.

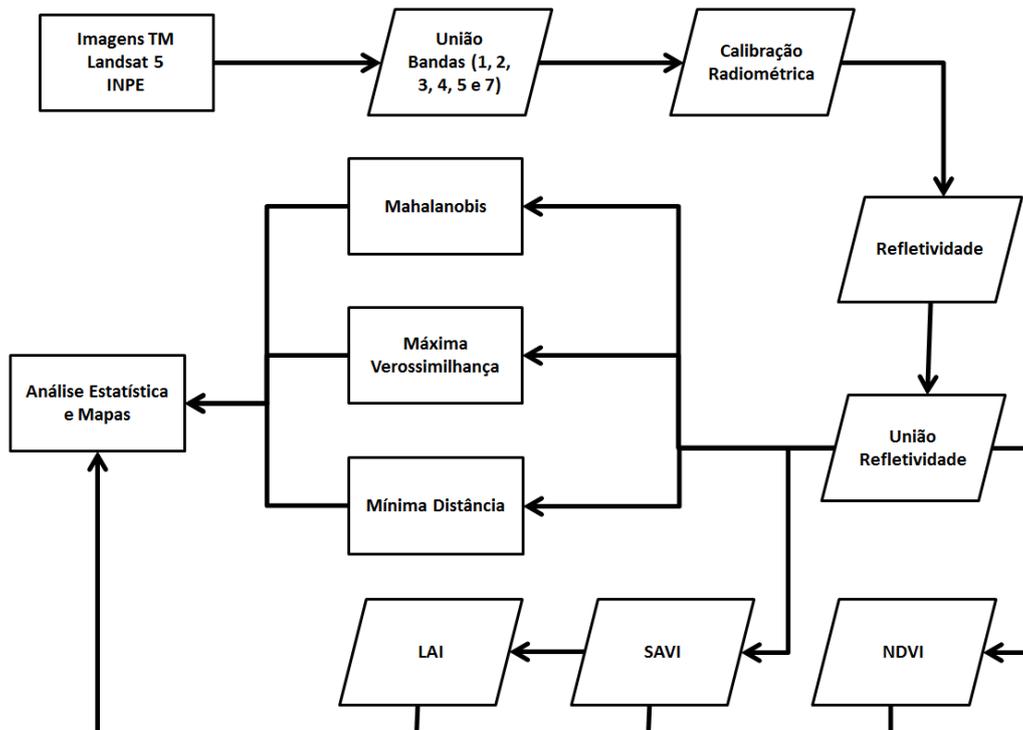


Figura 4. Fluxograma do sistema de processamento das imagens do sensor TM.

As imagens Landsat 5 são em grande maioria do período seco (outono e inverno), em que se verifica pouca cobertura de nuvens e também foram utilizadas das imagens tomadas em outras estações (verão e inverno) dos anos em estudo para aferição de eventuais dúvidas quanto à caracterização espectral das áreas em cenário dinâmicos, como também para prover uma base de dados histórica sobre a variação das áreas na área de estudo.

Antes da classificação supervisionada foi necessário fazer a coleta de assinaturas como verdade de campo (polígonos de mata e área urbana), adquiridas por meio do acesso ao link <http://www.mapas.sosma.org.br> (SOSMA, 2012) (Figura 5). Também se utilizou como ferramenta para aferição visual de alta resolução o software Google Earth.

O georreferenciamento das imagens TM do Landsat foi realizado no software ArcGIS 9.3 tomando por base imagens georreferenciadas do CBERS.

Para a avaliação espectral da imagem para os anos de 1990 e 2010 em relação aos dados efetivamente medidos vetorizados da base de dados do projeto SOS Mata Atlântica, utilizou-se o erro estatístico Viés Médio (VM) proposto por Willmott & Matsuura (2005) (Equação 4).

$$VM = \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)}{N} \quad (7)$$

em que,  $P_i$  é o iésimo valor estimado de área urbana e mata (ha),  $O_i$  é o iésimo valor observado de área urbana e mata (ha),  $\bar{O}$  é o valor médio observado de área urbana e mata (ha),  $N$  é o número de dados analisados.

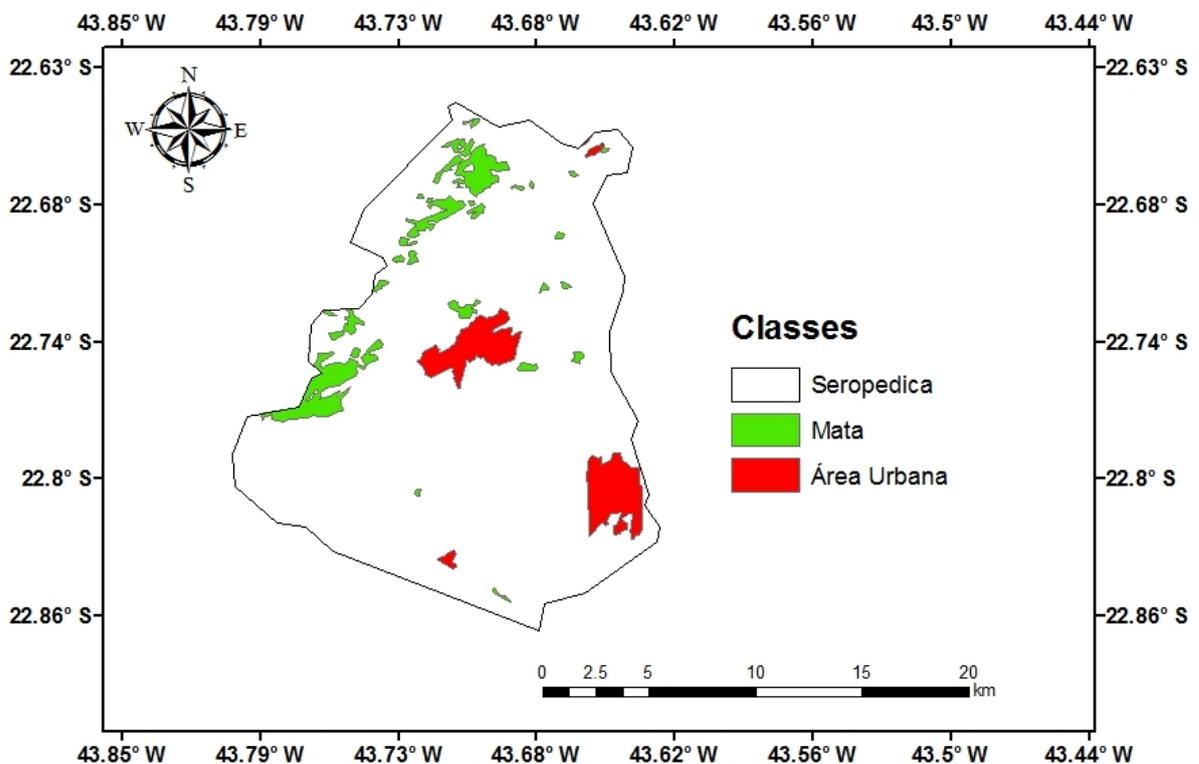


Figura 5. Polígonos de mata e área urbana necessários para coleta de assinaturas.

#### 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Na Figura 6a verifica-se que os valores médios do NDVI apresentaram pouca variabilidade durante todos os anos estudados, sendo que seus valores variam de 0,52 em 2005 à 0,62 em 1995. O NDVI identifica melhor uma vegetação mais densa, o que explica o aumento das áreas de mata para os anos de 1990 e 2010 (Tabela 1) para ambos os classificadores espectrais adotados neste estudo. A imagem de 1995 corresponde ao final de um período chuvoso, que justifica o alto valor do NDVI.

O ano de 2005 foi caracterizado com o menor índice NDVI (Figura 6a), esta imagem correspondeu a um período seco, o que explica a queda desse valor.

O aumento das áreas de pastagem na região de estudo está associado ao aumento do índice IAF, onde os valores aumentaram de forma gradativa (Figura 6a), com variação de 0,29 (1990) a 0,69 (2010). O ano de 2010 foi caracterizado com o maior IAF, correspondente a uma imagem do período chuvoso. Esse resultado indicou aumento na biomassa do município, resultando em aumento das áreas de pastagem para os anos de 1990 e 2010 (Tabela 1).

O índice SAVI oscilou entre 0,29 em 2000 à 0,36 para o ano de 2010 (Figura 6a). O SAVI é um índice mais aconselhável para caracterizar vegetação não densa pelo fato de ter ajuste na refletividade do solo e, portanto, um índice confiável para o município de Seropédica pela quantidade de pastagens existentes na região.

No ano de 1990 o método estatístico espectral MAHAL classificou a área de água (Figura 7a) em 1.116,00 ha (Tabela 1). Já no ano de 2010 a área de água classificada (Figura 7b) foi de 548,46 ha (Tabela 1). Esta área de água apresentou diminuição significativa de área de 567,54 ha no intervalo de 20 anos no município de Seropédica, com um percentual de 1,93%. Para a classe mata no ano de 1990 foi classificada uma área correspondente a 2017,8 ha. Para o ano de 2010, a mesma área teve aumento significativo (aproximadamente de 11,54%), onde passou a ser de 3.278,61 ha (Tabela 1). Houve neste caso um aumento de 1.260,81 ha entre os anos de 1990 a 2010.

Ainda na classificação supervisionada de MAHAL da classe urbana em Seropédica, no ano de 1990 foram classificados 8.686,8 ha (Tabela 1). Para o ano de 2010, observou-se diminuição significativa nos últimos 20 anos de área construída, onde a mesma passou a ser de 7.849,17 ha (Tabela 1) (Figura 7b).

Para solo exposto (Figura 7a) a área foi de 2.265,21 ha em 1990, enquanto que no ano de 2010, a mesma classe espectral passou a ser de 1.525,32 ha, e assim ocorreu diminuição para o classificador MAHAL em área de 739,89 ha (Tabela 1). Para pastagem (Figura 7a) no ano de 1990 apresentou área de 14.363,01 ha para o município (Tabela 1).

Para o ano de 2010 (Figura 7b) esta área passou a ser de 12.325,5 ha (Tabela 1). Ocorreram entre estas duas décadas aumento considerável de aproximadamente 47,23% de área ocupada por pasto, seja ele implantada ou espontânea (forma natural). A área total do ano de 1990 calculada pelo método MAHAL foi de 28.448,82 ha (Tabela 1). O ano de 2010 foi de 28.422,81 ha (Tabela 1). A diferença da área total foi de 26,01 ha entre os anos de 1990 e 2010.

No ano de 2010, o método MAHAL classificou a área de eucalipto em 2.895,75 ha (Tabela 1 e Figura 7b). O classificador MAXVER aplicado para a classe eucalipto no ano de 2010 estimou uma área correspondente a 2.901,24 ha (Tabela 1 e Figura 7d). A classe eucalipto de 2010 pelo método da MINDIST apresentou área de 1.652,4 ha (Tabela 1 e Figura 7f). Comparando-se esses

métodos, notou-se que o classificador de MAXVER para o ano de 2010 estimou a maior área para a classe eucalipto no município de Seropédica (Tabela 1).

A classificação pelo método de MAXVER para o ano de 1990 estimou área de 1.102,05 ha referente à água (Tabela 1, Figura 7c). No ano de 2010, o classificador utilizado identificou diminuição desses corpos d'água, com uma área de apenas 543,87 ha (Tabela 1, Figura 7d), equivalente a uma queda nos últimos 20 anos de 2% destas áreas.

O classificador MAXVER para a classe mata (Figura 7c) para o ano de 1990 identificou área de 2010,69 ha (Tabela 1), enquanto que no ano de 2010 ocorreu aumento significativo para esta classe de 3.281,04 ha (Tabela 1 e Figura 7d). Nos anos de 1990 e 2010, 8.466,75 ha e 7.854,84 ha foram estimados de área urbana (Figuras 7c e 7d) e (Tabela 1). Isto representou diminuição de 611,91 ha no período de 20 anos para o município de Seropédica.

Para solo exposto (Figura 7c) a área foi de 2.223,72 ha em 1990 (Tabela 1), no entanto o ano de 2010 (Tabela 1 e Figura 7d), a área passou a ser de 1.523,34 ha, segundo a classificação supervisionada de MAXVER ocorreu uma diminuição de 700,38 ha.

O método espectral de MAXVER para a classe pastagem (Figura 7c) do ano de 1990 (Tabela 1) estimou uma área correspondente a 14.364 ha. Para o ano de 2010 (Figura 7d e Tabela 1), esta classe apresentou redução de área de pasto de 12.312 ha. Em 20 anos, ocorreu redução de 2.052 ha no município de Seropédica. A classe área total do classificador MAXVER para o ano de 1990 (Tabela 1) foi de 28.167,21 ha, enquanto que no ano de 2010 (Tabela 1), a área atual foi de 28.416,33 ha, com aumento de 249,12 ha nos últimos 20 anos.

No ano de 1990 a classificação pelo método MINDIST para classe água estimou uma área (Figura 7e) de 1.218,87 ha (Tabela 1), enquanto que no ano de 2010 (Tabela 1 e Figura 7f), a classe apresentou área de 638,1 ha.

A classificação pelo método da MINDIST para o ano de 1990 estimou uma área de 2.169,36 ha referente à mata (Figura 7e e Tabela 1). No entanto, no ano de 2010 (Figura 7f e Tabela 1), o método estimou 5.875,38 ha para a classe de mata, ocorreu neste caso entre os anos de 1990 a 2010, aumento significativo em área de 3.706,02 ha para o município de Seropédica.

Para a classe área urbana, (Figura 7e) foi estimado 2.587,14 ha para o ano de 1990 (Tabela 1), já para o ano de 2010 (Figura 7f e Tabela 1), a mesma área passou a ser de 3.280,23 ha no município de Seropédica.

O classificador MINDIST de 1990 para a classe solo exposto (Figura 7e) classificou área correspondente a 3.895,47 ha (Tabela 1). No ano de 2010, a mesma área referente a solo exposto diminuiu significativamente, passando para 261,99 ha em 20 anos (Tabela 1 e Figura 7f).

Para a classe pastagem (Figura 4e) estimou uma área correspondente a 14.400 ha para o ano 1990 (Tabela 1). No ano de 2010 (Figura 7f e Tabela 1), o método MINDIST classificou uma área de 16.708,23 ha. No município de Seropédica houve um aumento de 2.308,23 ha de área de pasto entre os anos de 1990 a 2010.

Ainda na classificação supervisionada MINDIST de 1990, a classe área total do município de Seropédica foi estimada em 24.270,84 ha (Tabela 1), enquanto que em 2010 (Tabela 1), a mesma classe passou a ser 28.416,33 ha, ou seja, a diferença na área foi de 4.145,49 ha em 20 anos, respectivamente.

Para os anos de 1990 a 2010 verificou-se superestimativa de área para ambos os classificadores quando comparados com os dados observados (Figura 6b). Estes resultados positivos baseados no índice VM (Figura 6b) mostraram que a classificação espectral considera áreas de assinaturas semelhantes, o que difere

das áreas vetorizadas de áreas observadas da classe urbana e mata do projeto SOS Mata Atlântica.

Para algumas classes (área urbanizada e mata), conforme a Figura 7a-f, o Viés Médio (VM) apresentou valores superiores aos observados pelo SOS Mata Atlântica devido a confusão das classes de pastagem, eucalipto e solo exposto. Estes valores provavelmente não foram bons por causa das poucas informações adicionais (dados de referência) da região classificada. Outro ponto importante que afeta a exatidão da classificação é a uniformidade ou homogeneidade das amostras de treinamento. Na classe mata houve baixa uniformidade das amostras, ou seja, pixels considerados como solo exposto, pastagem e eucalipto foram classificados como regeneração criando assim uma confusão na classificação da imagem.

Segundo Mello et al. (2012) ao estudarem os diferentes padrões de cobertura da terra em Rondônia constataram que os maiores erros estiveram relacionados a classe floresta, capoeira e solo exposto. Entre capoeira e floresta a explicação dos autores é que existe semelhança espectral entre ambas, já entre capoeira e solo exposto é o fato de algumas amostras de capoeira se encontrarem em estágios iniciais, com grandes proporções de solo exposto e algumas amostras de pastos apresentarem contribuições de resposta a gramíneas (MELLO et al., 2012). Amaral et al. (2009) relatam que os problemas de separação entre as classes de diferentes estágios florestais, resultou em baixos níveis de exatidão, o que pode ser explicado pela semelhança espectral existentes entre os alvos, pequena variação entre os valores numéricos dos pixels, existência de sobreposição entre classes e pela baixa resolução espectral dos sensores.

Verifica-se que existe uma grande disponibilidade de energia (radiação solar, precipitação, umidade, etc.) para o crescimento das áreas vegetadas. Nesse sentido, como a vegetação necessita de quantidade regular de água para manutenção e aumento da massa foliar (por meio da fotossíntese), observou-se aumento dos índices de vegetação em relação a abril. Apesar de alguns autores relacionarem o índice NDVI com a precipitação, é necessário que se tenha um tempo de resposta deste, similar aos resultados encontrados por Freitas et al. (2012) e Wang et al (2003).

De acordo com Delgado et al. (2012) e Freitas et al. (2012) avaliaram a informação espectral contida em imagens TM na classificação para Cruzeiro do Sul e Acrelândia, Acre (AC) e constataram aumento das áreas de pastagem, o que indicou que algumas áreas de pastagens passaram por processos de regeneração de floresta.

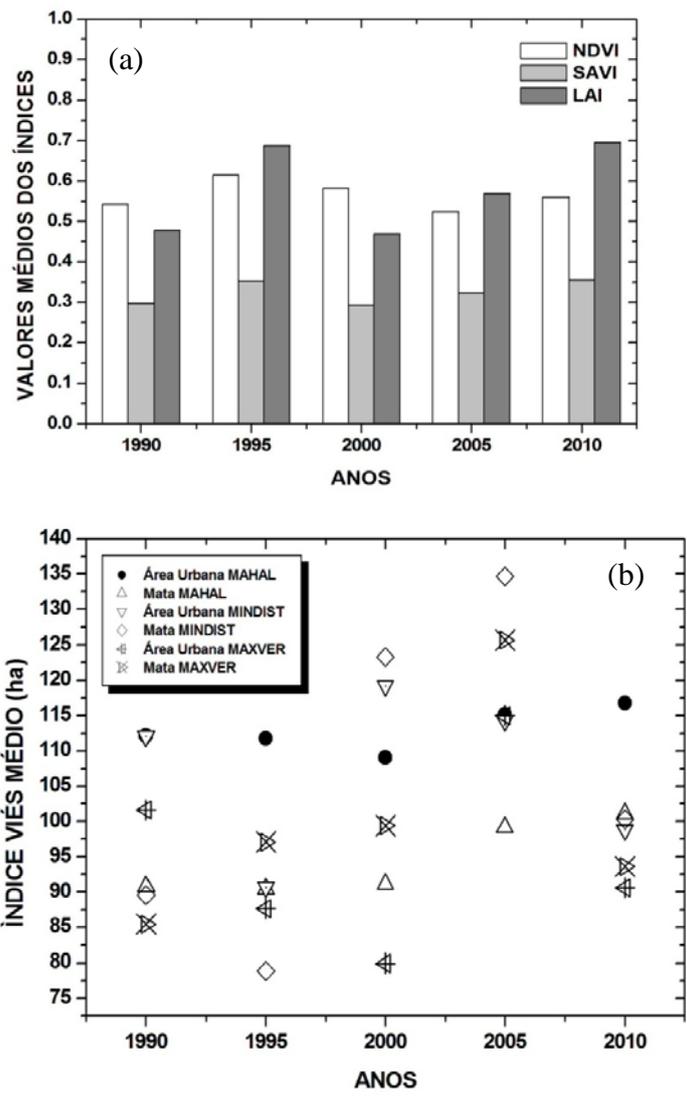


Figura 6a-b. Valores médios dos índices de vegetação (NDVI, SAVI e LAI) e Viés Médio (VM) em hectares nos anos de 1990, 1995, 2000, 2005 e 2010 para o município de Seropédica, RJ.

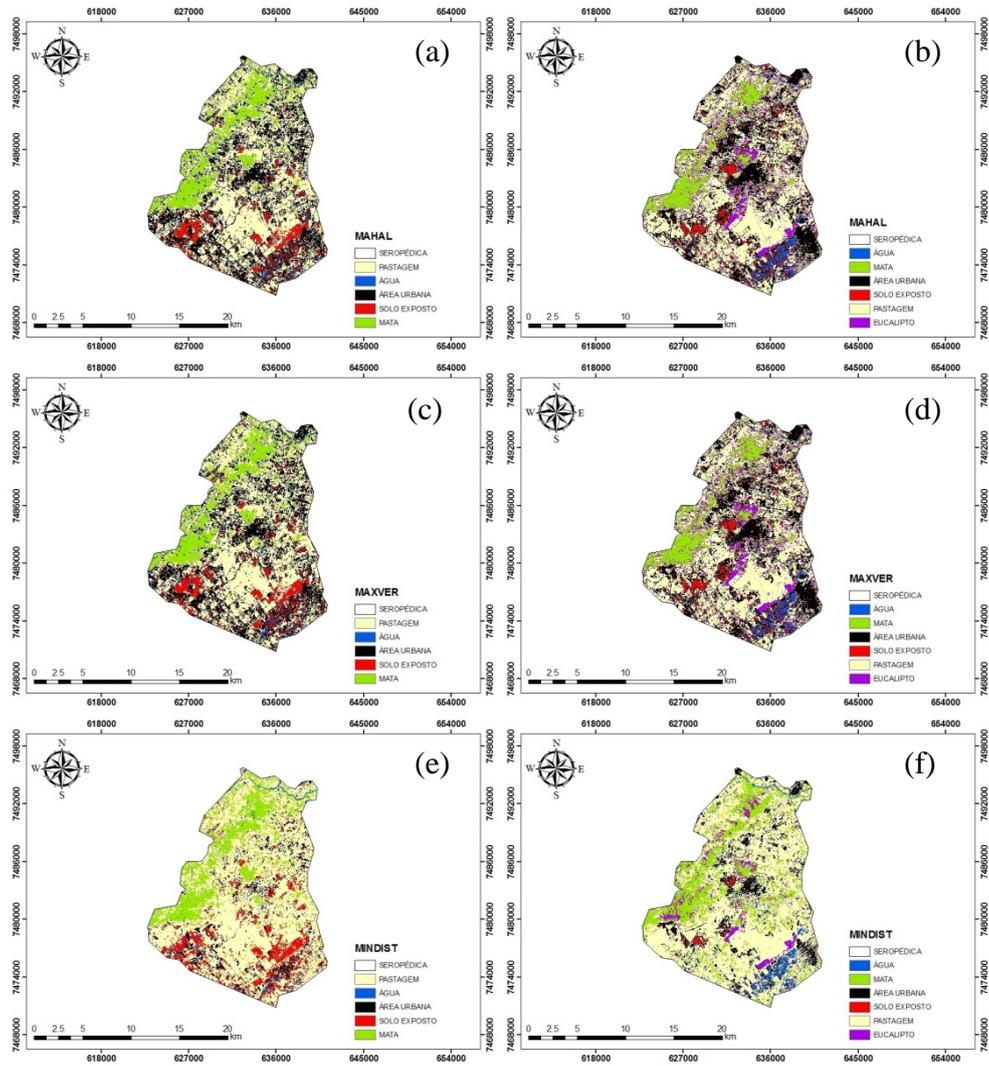


Figura 7a-f. Classificação espectral de 1990 e 2010 pelos métodos supervisionados de MAHAL, MAXVER e MINDIST para o município de Seropédica, RJ.

Tabela 1. Transformação espectral de pixel para área em hectares (ha) para os anos de 1990 e 2010 no município de Seropédica, RJ.

<b>Classes/Anos</b>	<b>MAHAL (ha)</b>	<b>MAXVER (ha)</b>	<b>MINDIST (ha)</b>	<b>MAHAL (%)</b>	<b>MAXVER (%)</b>	<b>MINDIST (%)</b>
<b>Água (1990)</b>	1.116,00	1.102,05	1.218,87	3,92	3,91	5,02
<b>Água (2010)</b>	548,46	543,87	638,10	1,93	1,91	2,25
<b>Mata (1990)</b>	2.017,80	2.010,69	2.169,36	7,09	7,14	8,94
<b>Mata (2010)</b>	3.278,61	3.281,04	5.875,38	11,54	11,55	20,68
<b>Área urbana (1990)</b>	8.686,80	8.466,75	2.587,14	30,53	30,06	10,66
<b>Área urbana (2010)</b>	7.849,17	7.854,84	3.280,23	27,62	27,64	11,54
<b>Solo exposto (1990)</b>	2.265,21	2.223,72	3.895,47	7,96	7,89	16,05
<b>Solo exposto (2010)</b>	1.525,32	1.523,34	261,99	5,37	5,36	0,92
<b>Pastagem (1990)</b>	14.363,01	14.364,00	14.400,00	50,49	51,00	59,33
<b>Pastagem (2010)</b>	12.325,50	12.312,00	16.708,23	43,37	43,33	58,79
<b>Eucalipto (2010)</b>	2.895,75	2.901,24	1.652,40	10,19	10,21	5,81
<b>Área Total (1990)</b>	28.448,82	28.167,21	24.270,84			
<b>Área Total (2010)</b>	28.422,81	28.416,33	28.416,33			
<b>Área Total (%) (1990 e 2010)</b>	100	100	100	100	100	100

## 5. CONCLUSÃO

Os resultados obtidos neste estudo, ainda que em caráter preliminar, indicam relevante alteração da paisagem ao longo dos 20 anos analisados. Em 1990 predomina as áreas classificadas como água, solo exposto e área urbana. Enquanto, em 2010 um acentuado crescimento das áreas de mata, pastagem e eucalipto no município de Seropédica, RJ.

Na análise do índice estatístico viés médio os valores de área para ambos os classificadores adotados no estudo superestimam os dados observados do projeto SOS Mata Atlântica.

Os índices de vegetação mostra-se compatíveis com a literatura, as discrepâncias na estimativa de área, se deve a transição de períodos secos e chuvosos que ocorrem antes da passagem do satélite Landsat 5 sobre o município de Seropédica, RJ.

É importante ressaltar que todos os classificadores utilizados neste estudo são passíveis de erro, o que torna o trabalho do foto intérprete indispensável, ou seja, os classificadores foram desenvolvidos na tentativa de aperfeiçoamento dos trabalhos de interpretação visual.

## 6. BIBLIOGRAFIA

AMARAL, M. V. F.; SOUZA, A. L.; SOARES, V. P.; SOARES, C. P. B.; LEITE, H. G.; MARTINS, S. V.; FERNANDES FILHO, E. I.; LANA, J. M. Avaliação e comparação de métodos de classificação de imagens de satélites para o mapeamento de estádios de sucessão florestal. **Revista Árvore**, v.33, n.3, p.575-582, 2009.

ALLEN, R.; TASUMI, M.; TREZZA, R. Satellite-based energy balance for mapping evapotranspiration with internalized calibration (METRIC) – Model. **Journal of Irrigation and Drainage Engineering**, v.133, n.395, p.380-394, 2007a.

AZEVEDO L. H. A. 1971. Radar in the Amazon. In: Int. Symp. on Rem. Sens. of the Environ., 7.: 1971, Ann Arbor. Proceedings... Ann Arbor: Univ. Michigan, 1971. p. 2303–2306.

BASTIAANSSEN, W. G. M.; MENENTI, M.; FEDDES, R. A. A. M. A remote sensing surface energy balance algorithm for land (SEBAL) 1. Formulation. **Journal of Hydrology**, v. 212-213, n. 220, p. 198-212, 1998.

CENTRO DE DADOS DE SENSORIAMENTO REMOTO – CDSR.  
<<http://www.dgi.inpe.br/CDSR/>>. Acesso em: 15 ago. 2012.

CHANDER, G.; MARKHAM, B.; HELDER, D. Summary of current radiometric calibration coefficients for Landsat MSS, TM, ETM+ and EO-1 ALI sensors. **Remote Sensing of Environment**, v. 113, n.5, p. 893-903, 2009.

DELGADO, R. C.; SEDIYAMA, G. C.; COSTA, M. H.; SOARES, V. P.; ANDRADE, R. G. Classificação espectral de área plantada com a cultura da cana-de-açúcar por meio da árvore de decisão. **Revista Engenharia Agrícola**, v. 32, n.2, p.369-380, 2012.

DELGADO, R.C.; SOUZA, L.P.; SILVA, I.W.R.; PESSÔA, C.S.; GOMES, F.A. Influência da mudança da paisagem amazônica no aumento da precipitação em Cruzeiro do Sul, AC. **Enciclopédia Biosfera**, v.8, n.14; p. 665-674, 2012.

DELGADO R. C. **Análise da evolução espaço-temporal das lavouras no Estado de Minas Gerais**. Tese de Doutorado. Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, 132p, 2010.

DEMATTE, J.A.M. & GARCIA, G.J. Alteration of soil properties through a weathering sequence as evaluated by spectral reflectance. **Soil Sci. Soc. Am. J.**, v. 63, p. 237-342, 1999.

FIRMINO, J. R.; NÓBREGA, J. L. Análise comparativa preliminar do Índice de Vegetação derivado do Satélite Landsat - 5 para a cidade de São João do Rio do Peixe na Paraíba com a precipitação. **Anais XIV Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Natal, Brasil**, 25-30 abril de 2009, INPE, p. 3801-3807.

FLORENZANO, T. G. **Imagens de satélite para estudos ambientais**. São Paulo: Oficina de Textos, 2002.

FONTANA, D. C.; POTGIETER, A.; APAN, A. Relação entre a precipitação pluvial e índice de vegetação em imagens multitemporais MODIS. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AGROMETEROLOGIA, 14., 2005, Campinas. **Anais...Campinas: Sociedade Brasileira de Agrometeorologia**, 2005. 1 CD-ROM.

FREITAS, D.M.; DELGADO, R.C.; RODRIGUES, R.A.; SOUZA, L.P. Variabilidade espaço-temporal na mudança da paisagem no município de Acrelândia, AC. **Enciclopédia Biosfera**, v.8, n.14; p. 935-946, 2012.

HUETE, A. R. A soil-adjusted vegetation index (SAVI). **Remote Sensing of Environment**, n.3, v.2, p.295-309, 1988.

EASTMAN, J. R. **Idrisi for Windows**. Versão 2.0. Worcester, MA: Clark university, 1999.

JENSEN, J. **Introductory digital image processing: a remote sensing perspective**. New York: Prentice Hall, 1986. 355p.

KERSHAW, C.D. & FULLER, R.M. Statistical problems in discrimination of land cover from satellite images: a case study in Lowland Britain. **International Journal of Remote Sensing**, v.13, n.16, 3085-3104p. 1992.

LILLESAND, T.M.; KIEFER, R.W.; CHIPMAN, J.W. **Remote sensing and image interpretation**: New York: John Wiley & Sons, 2007. 756 p.

LIU, W. T. H. Aplicações de sensoriamento remoto. Campo Grande: **UNIDERP**, 2006. p. 908.

LOZANO-GARCIA, D. F.; FERNANDÉZ, R. N.; GALLO, K. P.; JOHANSEN, C. J., 1995, **Monitoring the 1988 severe drought in Indiana**, U.S.A using AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*, 16, 1327-1340.

LUCAS, A. A. & SCHULER, C. A. B. Análise do NDVI/NOAA em cana-de-açúcar e Mata Atlântica no litoral norte de Pernambuco, Brasil. **Revista Brasileira de Engenharia Agrícola e Ambiental**. Campina Grande, v.11, n.6, p. 607-614, 2007.

MATHER, P. M. **Computer processing of remotely-sensed images: an introduction**. 2 ed., Great Britain: John Wiley & Sons, 1999. 210p.

MELLO, A. Y. I.; ALVES, D. S.; LINHARES, C. A.; LIMA, F. B. Avaliação de técnicas de classificação digital de imagens Landsat em diferentes padrões de cobertura da terra em Rondônia. **Revista Árvore**, v.36, n.3, p.537-547, 2012.

MOREIRA, M. A. **Fundamentos do sensoriamento remoto e metodologias de aplicação**. Ed. UFV. 2ª ed. Viçosa, MG, 2003.

NOVO, E. M. L. M. **Sensoriamento remoto: princípios e aplicações**. 3 ed. São Paulo: Blucher, 2008.

Página Dinâmica para Aprendizado do Sensoriamento Remoto – PDASR.

<<http://www.ufrgs.br/engcart/PDASR/sensores.html>>. Acesso em: 15 ago. 2011.

PARISE, F. J. O. & VETTORAZZI, C. A., Análise de dados de produção em um pomar jovem de laranjeiras Hamlin: I. Relações com a resposta espectral. **Revista Brasileira Fruticultura.**, Jaboticabal - SP, v. 27, n. 1, p. 43-47, Abril 2005.

PEREIRA, A. R. & MACHADO, E. C. **Análise quantitativa do crescimento de comunidades vegetais.** Instituto Agronômico de Campinas. Boletim técnico, n.114, 1987. 33p.

ROUSE, J. W.; HAAS, R. H.; SCHELL, J. A.; DEERING, D. W. Monitoring vegetation systems in the great plains with ERTS. In: EARTH RESOURCES TECHNOLOGY SATELLITE-1 SYMPOSIUM, 3., 1973, Washington. **Proceedings...** Washington: NASA, 1973. v.1, p.309-317.

SCHOWENGERDT, R. A. **Remote sensing, models and methods for image processing**, 2ed. San Diego, USA: Academic Press, 1997. 522p.

Sistemas Orbitais de Monitoramento e Gestão Territorial – SOMGT. <<http://www.sat.cnpm.embrapa.br/conteudo/landsat.htm>>. Acesso em: 15 dez. 2012.

SOS MATA ATLÂNTICA – SOSMA. <<http://www.mapas.sosma.org.br>>. [Acesso em: 15 ago. 2012.](#)

VENTURIERI, A. & SANTOS, J.R. Técnicas de classificação de imagens para análise de cobertura vegetal. In: ASSAD, E.D.; SANO, E.E. **Sistema de informações geográficas.** Brasília: EMBRAPA, 1998. p. 351-371.

WANG, J.; PRICE, K. P.; RICH, P. M. Temporal responses of NDVI to precipitation and temperature in the Central Great Plains. **International Journal of Remote Sensing**, v.24, n. 11, p. 2345-2364, 2003.

WATSON. D.J. The physiological basis of variation in yield. **Advances in Agronomy**, San Diego, v.4, p.101-145, 1952.

WILLMOTT, C. J.; MATSUURA, K. Advantages of the mean absolute error (MAE) over the root mean square error (RMSE) in assessing average model performance. **Climate Research**, v. 30, n.1, p. 79-82, 2005.