# Caracterização do Consumo de Água no Sul de Portugal (Algarve) a partir da Identificação da Área Agrícola Regada utilizando um Modelo Linear de Mistura.

Alex Mota dos Santos<sup>1</sup>
José Paulo Patrício Geraldes Monteiro<sup>2</sup>
Patrícia de Araújo Romão<sup>3</sup>
Helci Ferreira Ramos<sup>4</sup>

1,2 Universidades do Algarve – UALG/FCMA
 CP. 8005-139 – Campus de Gambelas – Faro – Portugal alex\_ualgpt@yahoo.com; jpmonteiro@ualg.pt

<sup>3,4</sup> Universidade Federal de Goiás – UFG/IESA
CEP. 74.000-000 – Campus Samambaia – Goiânia – Goiás – Brasil patriciaiesa@ufg.br; helcramo@hotmail.com

Abstract. The objective of the present paper consists in the use of CCD, CBERS-2B original data (20 m ground resolution, bands 2, 3 and 4) in order to decomposing vegetation, soil and shadow, using a Linear Mixing Model for the mapping of the irrigated areas in Algarve region, South Portugal. The quantification of areas occupied by irrigated cultures allows a very important improvement of the quantification of human intervention in the hydrological cycle at the scale of the Algarve catchments areas because the volume of water use associated with irrigation consists in about 80% of the total water use in this region (as happens in all the Mediterranean area). This indirect way to quantify water use for irrigation is of great relevance because the abstractions performed in thousands of water wells in agriculture are not controlled individually as happens for the other main groups of water users (urban water supply and industry). The obtained results allowed the identification of 65, 08 km² of citrus, which is the more important crop, in this region in the total studied area (1.539km²). As the irrigation needed for these crops are of 860, 25 mm/year it is possible to establish the analysis of the water extractions in 56, 00 m³/year. The results show that the spectral mixture model was more efficient than the original CBERS-2B data for identifying and mapping irrigated areas.

**Palavras-chave:** Quantify Water, Irrigated Areas, Spectral Mixing Model, Quantificação da Água, Áreas Regadas, Modelo Linear de Mistura.

## 1. Introdução

A agricultura é a atividade que apresenta maior consumo de água na região do Algarve. O uso é maioritariamente suportado por águas subterrâneas e, adicionalmente, por águas das grandes barragens (Nunes *et al.*, 2006).

Atualmente a quantificação direta das extrações de água utilizada na agricultura no Algarve é dificultada, já que não existe um inventário exaustivo das captações de água subtrerrânea na região e, os furos existentes não são controlados em termos de registro individual de extrações. Para além disso predomina nesta região pequenas propriedades rurais, cerca de 106.225 unidades, ocupando área entre 5 e 20 ha (INE, 2006). Assim, seria oneroso o trabalho de instalação e monitoramento de contadores a partir de cada captação. Há, portanto, a necessidade da aplicação de métodos indiretos para quantificação da água utilizada na agricultura.

O conhecimento das extrações é elemento importante para a gestão da água e estudo da estimativa do balanço hídrico e consequente funcionamento hidráulico dos principais aquíferos do Algarve.

A aplicação de técnicas de tratamento digital de imagens aos produtos de sensoriamento remoto permite desenvolver metodologias operativas para identificar e discriminar os diversos tipos de cultivo de forma rápida e a custo reduzido. Quando se tem a cartografia de cultivos e conhecimento preciso das práticas agrícolas, se pode realizar a quantificação dos volumes que

se aplicam para o regadio e a distribuição espacial de consumos (Fernández, 1999; Periz, 1999; Fernandéz *et al.*, 2000; Braga e Oliveira, 2005; Nunes *et al.*, 2006).

Tal metodologia é desenvolvida normalmente a partir da aplicação da técnica de Classificação de imagens de sensoriamento remoto. Em dados de resolução espacial moderada, a classificação de alvos agrícolas pode estar comprometida devido o grande número de elementos contidos num único pixel. A restrição se deve ao fato da maioria dos algoritmos de classificação levar em conta apenas a diferença existente no comportamento espectral dos alvos (Moreira, et al., 1998). Além disso o tamanho das parcelas agrícolas vai influenciar na classificação (Periz,1999). Segundo Ventura (1999) nas ilhas Canárias reconheceu-se insuficiências e indeterminações de classes e a necessidade de muita verdade de campo para classificação das parcelas de cultivo. Em mapeamentos de áreas agrícolas onde predominam pivôs, conforme pesquisas de Fernández (1999), Braga e Oliveira (2005), observou-se que a técnica de classificação apresentou resultado altamente satisfatório, já que o pivô apresenta forma bem definida e a parcelas agrícolas maior homogeneidade.

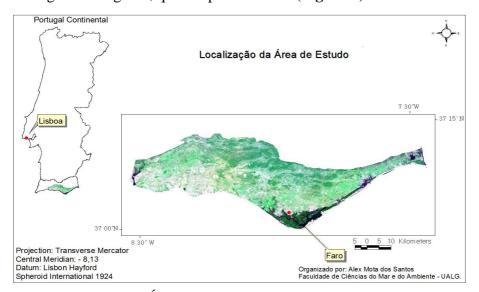
Na área de estudo, em função da resolução espacial das imagens CBERS-2B, e do tamanho das parcelas agrícolas, que no geral não ultrapassaram os 2,14 km² e 2948 parcelas, ocorreu mais de um tipo de alvo incluído num único pixel, gerando assim confusão espectral entre os alvos. Segundo Shimabukuro *et al.* (1998) estas alterações podem ser detectadas através de imagens orbitais transformadas nas chamadas imagens-fração.

Assim, o presente estudo busca avaliar a contribuição das imagens-fração, derivadas de um Modelo Linear de Mistura (MLM) para discriminação e mapeamento dos tipos de cultivos agrícolas perenes para região do Algarve como subsídio para quantificação das extrações de água utilizada na agricultura.

## 2. Metodologia

#### 2.1 Área de Estudo

A área de estudo possui 1.539 km² e está localizada na porção sul de Portugal, em parte da denominada região do Algarve, que ocupa 4.996 km² (**Figura 1**).



**Figura 1 -** Localização da Área de Estudo. Imagens CBERS-2B Comp. B(2), R(3) e G(4).

Esta região apresenta três organizações de paisagem correspondendo às sub-regiões naturais: Serra, Barrocal e Litoral (Magalhães, 1993), sendo a Serra a região de maior representação areal, mas fracamente povoada, caracterizada por vales e terraços. As sub-regiões Barrocal e Litoral apresentam maior ocupação humana, fato decisivo para a delimitação espacial da pesquisa. A área Barrocal e Litoral está sobre a Bacia Sedimentar

Mesocenozóica do Algarve, onde encontram-se 17 sistemas aquíferos (Almeida, 2000), destes 14 estão localizados na área de estudo.

#### 3. Materiais e Métodos

Para que os objetivos fossem alcançados empregou-se imagens do sensor CCD do satélite *China-Brazil Eearth Recourses* (CBERS), do dia de 02 de agosto de 2008 (período seco). Foram utilizadas as bandas 2 (520-590 nm), 3 (630-690 nm) e 4 (770-890 nm). As imagens foram obtidas junto ao Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais do Brasil, através do *site* (www.inpe.br/CDRS). Para a área de estudo foram necessárias as cenas 058 e 059 da órbita 129.

Todo o processamento das imagens, bem como elaboração de integração de dados, visualização e análise foram realizados no Sistema para Processamento de Informações Georeferenciadas - SPRING, versão 5.0 e no software Environment for Visualizing Images - ENVI, versão 4.3.

#### 3.1 Modelo de Mistura

As imagens de sensoriamento apresentam *pixels* formados por uma mistura espectral condicionada pela reflectância dos diversos elementos da paisagem encontrados num *Ground Instantaneous Field Of View* (GIFOV). Esse comportamento resulta na dificuldade de discriminação dos alvos.

O MLM propõe modelar esta condição de mistura, estimando de forma individual a contribuição de cada alvo presente nos *pixels*, por meio da geração de imagens- fração (Ferreira, 2003). Como uma imagem de sensoriamento remoto é uma matriz de *pixel*, é possível obter uma decomposição dessa imagem em subimagens que representam cada uma das frações espectrais constituintes dos *pixels* (Xavier *et al.*, 2004). O número de imagensfração está relacionado com o número de componentes puros indicados no modelo. No modelo proposto por Shimabukuro e Smith (1991), são consideradas componentes puros de um *pixel* a vegetação, a sombra e o solo.

A estimação da fração de componentes puros na imagem pode ser expresso pela **Equação 1**(Câmara *et al.*, 1996).

```
\overset{n}{r_i} = \sum \left(a_{ij} \; x_j \; \right) + e_i \; , \; i=1,..., \; m \; (\text{n\'umero de bandas}) \; \mbox{(1)} \overset{j=1}{j} = 1, \; ..., \; n \; (\text{n\'umero de componentes} \; ) n <= m
```

onde:  $r_i$ : reflectância espectral na  $i^{\underline{e}sima}$  banda espectral de um pixel (i.e., valor do pixel na banda i, convertido para valor de reflectância) -  $a_{ij}$ : reflectância espectral conhecida do  $j^{\underline{e}simo}$  componente na  $i^{\underline{e}sima}$  banda espectral -  $x_j$ : valor a ser estimado de proporção do  $j^{\underline{e}simo}$  componente dentro do pixel; e

e<sub>i</sub> : erro de estimação para a i<sup>ésima</sup> banda espectral.

As estimativas dos x<sub>i</sub> estão sujeitas às seguintes restrições **Equação 2.** 

$$\sum_{j=1}^{n} x_{j} = 1 (2)$$

$$0 \le x_i \le 1$$
 (3)

Estas restrições são impostas porque os xj representam proporções de área dentro de um elemento de cena (Câmara *et al.*, 1996).

O resultado do método é a geração de imagens fracionadas (bandas sintéticas de proporção) em componentes de alvos indicados no modelo, o cálculo do erro médio e geração de imagens de erro.

Na equação os valores das respostas espectrais são descritas a partir dos valores de reflectância.

Os valores de reflectância de cada banda pode ser obtidos a partir de bibliotecas espectrais obtidas por espectrorradiometria de campo ou laboratório; bibliotecas espectrais a partir de Modelos de Mistura já estabelecidos; ou a partir de *pixel* considerados "puros" para um determinado alvo, selecionados imagem. Neste trabalho foram observados o "*pixel* puro" diretamente na imagem.

## 3.2 Seleção dos componentes Puros no *Pixel*

O software Spring apresenta três métodos para estimar proporções dentro de um pixel, procurando selecionar as proporções de modo que o resultado das combinações sejam o mais próximo do pixel analisado.

Com o objetivo de filtrar os *pixels* puros, melhorando a amostragem, foi utilizado a ferramenta *Pixel Purity Index* (PPI). O PPI indica o índice de pureza de *pixels*. Gráficos de dispersão foram gerados, sendo os melhores aqueles resultantes da combinação entre as bandas 3 e 4. O resultado da aplicação do PPI é a divisão da imagem em pixels puros e impuros (Boardman *et al.*, 1995). Os pixels extremos em todas bandas são marcados e o número total, em que um pixel foi marcado como pixel extremo, foi anotado.

## 3.3 Qualidade do Modelo

A indicação da qualidade do modelo é executada a partir da análise da imagem-erro obtida do processamento com o Modelo. O cálculo de erro médio no processo de estimação de proporções e a geração de imagens-erro são indicadores da adequação dos componentes selecionados de suas assinaturas (Câmara *et al.*, 1996).

## 3.4 Cálculo de Dotação de Rega.

A dotação de rega é a necessidade hídrica de uma cultura agrícola, por unidade de área no terreno. Depende fundamentalmente das características e natureza do terreno, da exigência hídrica das culturas, bem como do sistema de irrigação empregado. O cálculo de dotação de rega foi obtido na pesquisa de Costa (2003) *apud* Nunes *et al.* (2006).

## 3.5 Consumo de Água

Utilizando os dados de dotações médias de água para as classes de cultivos é possível calcular o volume de água que se utiliza para irrigar os cultivos. O cálculo é realizado mediante aplicação da seguinte relação: **Equação 4.** 

Vr = AxD / onde: Vr = volume de área regada para cada tipo de cultivo (m³); A = Área de cada tipo de cultivo de regadio (ha); D = Necessidades de rega de cada tipo de regadio (m³/ha).

### 4. Resultado e Discussão

#### 4.1 Aplicação do Modelo

Foram obtidas amostras puras dos componentes: água (sombra), vegetação e solo. A determinação final do *pixel* puro se deu observando o número de vezes que o dado pixel foi indicado como puro pelas iterações. Quanto maior for o valor do *pixel* na imagem PPI (**Figura 3**) maior é o seu grau de pureza.

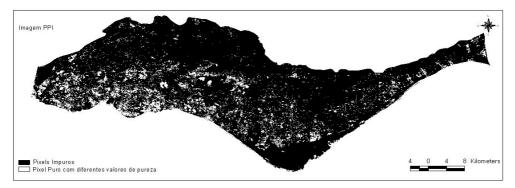


Figura 3 - Imagem PPI.

A partir da observação dos índices PPI foi possível concluir que alvos como, área urbana, asfalto, galpões, áreas de extração de areia, praias e salinas apresentaram altos índice de pureza, fato esperado, e que pode ser explicado pela homogeneidade dos constituintes destes alvos. Áreas de cultivo de uma forma geral apresentaram baixo índice de pureza e a vegetação encontrada nas áreas mais movimentadas do relevo não apresentou *pixels* indicados como puros. Nas áreas dos campos de golfe o índice de pureza foi superior aos índices encontrados para os cultivos, isto também devido a homogeneidade da gramínea.

## 4.2 Análise das Imagens-Fração

Na **Figura 4** é apresentada a imagem-fração vegetação gerada pelo modelo de mistura que destacou com auto poder de detalhamento os alvos irrigados perenes incluindo os campos de golfe (em destaque no *zoom*). Esta imagem foi muito importante na distinção entre as áreas ocupadas por citrinos e de transformação (cultivos abandonados de alfarrobeira). As áreas irrigadas apresentam maior vigor vegetacional o que explica o seu destaque na **Figura 4.** Os campos de golfe apresentam forma bem característica, o que permitiu sua distinção visual nas imagens CBERS.

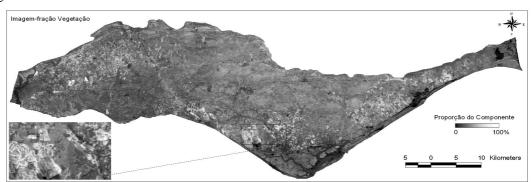
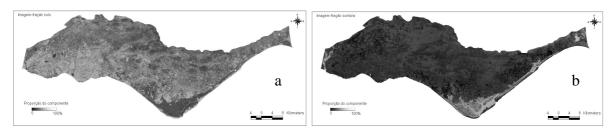


Figura 4 - Imagem-fração vegetação.

Na **Figura 5a e 5b** são apresentadas as imagens-fração solo e sombra, respectivamente.



**Figura 5** - Imagens-fração solo 5a e sombra 5b.

A imagem-fração solo destacou além do componente solo, zonas de área urbana, onde a presença de solo é identificado em áreas abandonadas. Esta imagem-fração foi importante também para distinguir as áreas de transformação, onde encontra-se a vegetação árborea (alfarrobeira e citrinos abandonados). Nas áreas de transformação a resposta do componente solo foi alta devido a escassa cobertura vegetal verde, de forma geral identificou uma gramínea extremamente seca. A imagem-fração sombra destacou de forma satisfatória o componente água, incluindo a zona úmida da Ria Formosa, no extremo sul da área de estudo. A imagem-fração sombra foi importante na distinção da vegetação encontrada no relevo mais movimentado e portanto mais preservada, mas que está sujeita a maior sombreamento do relevo.

Foi adicionado aos resultados uma imagem composição colorida (**Figura 6**) Vegetação (*Green*), Solo (*Red*) e Água (*Blue*).

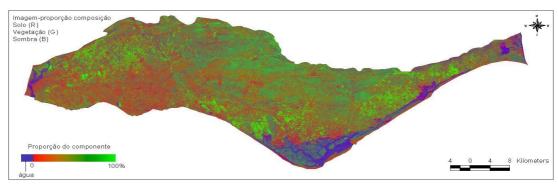


Figura 6 - Composição Colorida das imagens-fração, onde Solo (R), Água (B) e Vegetação (G).

Conforme análise das **Figura 6** conclui-se que as áreas urbanas revelaram certa confusão com áreas de praias e área urbana. Essa confusão está relacionada com os constituintes das praias (areia), serem encontrados também nas áreas edificadas. Observa-se ainda bom contraste para vegetação, onde os alvos verdes fluorescentes representam as parcelas de cultivos agrícolas e campos de golfe e o tom verde escuro a vegetação "natural", encontrada nas serras. Esta vegetação encontra-se bastante fragmentada, pois todos os anos sofre com os incêndios. Os tons de verde intermediários foram atribuídos as áreas de transformação, onde predomina as oliveiras e alfarrobeiras, que são árvores de grande porte encontradas de forma esparsa nas áreas onde se cultiva os produtos sazonais. Entre esta vegetação foi possível identificar uma gramínea extremamente seca mas que cobre parcialmente o solo.

A imagem-fração vegetação foi segmentada. A segmentação foi editada em SIG para originar os polígonos representativos das áreas de cultivo.

A imagem-erro indica o inverso das imagens-fração, ou seja, áreas de maior brilho correspondem ao maior erro (valor residual) presente em cada *pixel* (Ferreira *et al.*, 2003). Neste sentido a análise das imagens-erro permitiu concluir que para a banda 4, infravermelho próximo, o erro é acentuado, sendo praticamente o dobro dos erros identificados nas bandas 2 (verde) e 3 (vermelho). As imagens-erro nas bandas 2, 3 e 4 apresentaram maior brilho para o componente solo e ocorreu provavelmente devido os componentes que constitui este alvo que não foram modelados de forma satisfatória.

#### 5.1 Consumo de água

O consumo de água para irrigação associado a atividade agrícola está apresentado no **Figura** 7, onde se identifica em destaque a necessidade hídrica para os Citrinos, cultura perene irrigada predominante na região. Para uma área de 6508 ha de citrinos e as dotações calculadas obteve-se um consumo total de água para a rega igual a 56,00 milhões de m³/ano.

Cultura	Jan	Fev	Mar	Abr	Mai	Jun	Jul	Ago	Set	Out	Nov	Dez	mm/ano Total
Citrinos	50,38	50,38	64,33	72,85	85,25	93,78	100,75	95,33	79,83	62,00	55,80	46,60	860,25
Primavera	41,60	41,60	53,12	60,16	70,40	77,44	83,20	78,72	65,92	51,20	46,08	40,96	710,40
Verão	51,35	51,35	65,57	74,26	86,90	95,59	102,70	97,17	81,37	63,20	56,88	50,56	1570,65
Total	143,3	143,3	183,0	207,3	242,6	266,8	286,7	271,2	227,1	176,4	158,8	141,1	

Figura 7 – Valores de dotação de rega (mm) para classes de culturas. Adaptado de Nunes et al. (2006).

## **5.2** Considerações Finais

O resultado da pesquisa foi afetado fortemente pelo baixo número de dados orbitais disponíveis para Portugal. Nos arquivos do *Global Land Cover Facility*, principal fonte de dados Landsat, estão disponibilizados dados até o ano de 2003. Os dados CBERS são apenas para o mês de dezembro de 2004 e agosto de 2008 e não cobrem toda a região do Algarve. Esta escassez de dados, impossibilitou a análise dos cultivos sazonais. Isto influencia nos resultados e indica somente o uso de água para um tipo de cultivo. É objetivo da pesquisa repetir tal metodologia para o ano de 2008/2009 e 2009/2010, quando se espera a disponibilização de mais dados do satélite CBERS-2B, incluindo dados do sensor HRC, e dados do LANSAT. Dados do Landsat estão programados para serem disponibilizados a partir de janeiro de 2009.

Os resultados mostraram uma estrutura fundiária caracterizada por muitas parcelas agrícolas que ocupam pequenas áreas. Foi possível identificar muitas áreas abandonas, especialmente com citrinos, mas que já não apresenta alto vigor vegetacional. Quanto a metodologia, de forma geral, identificou eficácia do modelo de mistura para distinção das áreas regadas, mas não suficientemente capaz de distinguir o tipo de cultivo, já que se observou baixa eficiência para a distinção citrino/campos de golfe e vegetação ciliar. O modelo apresentou resultados de discriminação dos alvos superior ao método de classificação convencional, mas foi necessário recorrer a classificação após aplicação do modelo de mistura. Assim, reconhece a necessidade de maior esforço em prol da metodologia, especialmente numa região de tal complexa estrutura fundiária como o Algarve.

## 6. Referências Bibliográficas

Almeida, C.; Mendonça, J.L.; Jesus, M.R.; Gomes, A.J. Sistemas Aqüíferos de Portugal Continental, Relatório. INAG, Instituto da Água. Lisboa. (2000).

Bajjouk, T.; Populus J.; Guillaumont, B. Quantification of subpixel cover fractions using principal component analysis and a linear programming method: application to the Coastal Zone of Roscoff (France). Remote Sensing of Environmental, 64:153-165, 1998.

Boardman, J. W.; Kruse, F. A. & Green, R. Mapping target signatures via partial unmixing of AVIRIS data. Summaries of the 5nd Annual JPL Airborne Geoscience Workshop, JPL Publication, Vol.1: 23-26. 1995.

Braga, A. L.; Oliveira, Júlio C. **Identificação e quantificação de áreas irrigadas por pivô central utilizando imagens CCD/CBERS.** Anais do XII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiânia, Brasil, 16-21, 2005, INPE, p. 849-856.

Câmara, G.; Souza, R. C. M.; Freitas, U. M.; Garrido, Juan. **SPRING: Integrating remote sensing and GIS by object-oriented data modelling**. Computers & Graphics, v. 20, n. 3, p. 395-403, 1996.

Ferreira, M. E.; Ferreira, L. G.; Sano, E. E.; Shimabukuro, Y. E. Uso do Modelo Linear de Mistura para o Mapeamento Sistemático e Operacional do Bioma Cerrado: Possibilidades, Implicações e Procedimentos Metodológicos. Anais do XI Simpósio

- Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Belo Horizonte, Brasil, 5-10 abril, 2003, INPE, p. 657-664.
- Fernández, G.; Alberto, M. E. A.;Rejas, J. G.; Gómez, J. A.; Oscar, G. C.; Marcos, J.; Alix, F. R. **Propuesta Metodológica para la Utilización de la Teledetección Multiespectral Aeroportada em la Gestión y Seguimiento de Recursos Hidrícos**. Anais do Encontro de Tecnologías Geográficas para el Desarrollo Sostenible, Alcalá, Espanha, 2000, Departamento de Geografía. Universidad de Alcalá, p. 83-101.
- Fernández, S. C. Aplicaciones de la teledetección y SIG al control y cuantificación de las extracciones de agua subterránea. In: López Geta, editor. Medida y Evaluación de las Extracciones de Agua Subterrânea. Sevilha, Espanha, 125-141,1999.
- INE, Instituto Nacional de Estatística. **Anuário Estatístico de Portugal 2006**. Instituto Nacional de Estatística. Lisboa, 2006.
- INPE, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. **Imagens CBERS-2B**. Disponível em: <a href="http://www.dgi.inpe.br/CDSR/">http://www.dgi.inpe.br/CDSR/</a>>. Acesso em 14 setembro de 2008.
- Magalhães, Joaquim Romero. **O Algarve Econômico 1600-1773**. Coleção Histórias de Portugal. Editorial Estampa, 1993.
- Moreira, M. A.; Aulicino, L. C. M.; Shimabukuro, Y. E.; Duarte, V.; Rudorff, B. F.; Yi, J. L. R.; Souza, I. M. Modelo de Mistura Espectral para identificar e mapear áreas de soja e milho em quatro municípios do Estado de Minas Gerais. Anais do IX Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Santos, Brasil, 11-18 setembro 1998, INPE, p. 53-56.
- Nunes, G.; Monteiro, J. P.; Martins, J. Quantificação do consumo de água subterrânea na agricultura por métodos indirectos Detecção Remota. Anais do IX Encontro de utilizadores de Informação Geográfica, Tagus Park, Portugal, 15-17 de Novembro, USIG. 2006.
- Periz, A. B. Experiencia sobre la evaluación de las extracciones de agua subterránea en las Islas Baleares. In: López Geta, editor. Medida y Evaluación de las Extracciones de Agua Subterrânea. Sevilla, Espanha, 43-54, 1999.
- Shimabukuro, Y. E.; Novo, E. M.; Ponzoni, F. J. Índice de Vegetação e Modelo Linear de Mistura Espectral no Monitoramento da Região do Pantanal. Pesquisa Agropecuária. Brasíleira, Brasília, v.33, Número Especial, p.1729-1737, out. 1998.
- SHIMABUKURO, Y.E.; SMITH, J.A. The least-squares mixing models to generate fraction images derived from remote sensing multispectral data. **IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing**, v.29, n.1, p.16-20, 1991.
- Ventura, V. F. **Fundamentos Teóricos del Control de las Extracciones mediante Teledetección.** In: López Geta, editor. Medida y Evaluación de las Extracciones de Agua Subterrânea. Sevilla, Espanha, 43-54, 1999.
- Xavier, A. C.; Vettorazzi, C. A.; Machado, R. E. Relação entre índice de área foliar e frações de componentes puros do modelo linear de mistura Espectral, usando imagens ETM<sup>+</sup>/Landsat. Engenharia Agrícola, Jaboticabal, v.24, n.2, p.421-430, maio/ago. 2004.