

See discussions, stats, and author profiles for this publication at: <https://www.researchgate.net/publication/344132186>

IDENTIFICAÇÃO DA COBERTURA VEGETAL E DE OUTROS ELEMENTOS DO TERRENO ATRAVÉS DO PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS ORBITAIS. IDENTIFICATION OF VEGETABLE COVERAGE AND OTHER ELEMENTS OF...

Article · December 1993

CITATIONS

3

READS

153

1 author:



[Marcelo Araujo da Nóbrega](#)

Universidade Estadual do Sudoeste da Bahia

26 PUBLICATIONS 24 CITATIONS

SEE PROFILE

Some of the authors of this publication are also working on these related projects:



POTENCIAL PAISAGÍSTICO NO EXTREMO SUL DA SERRA DO SINCORÁ COMO SUBSÍDIO PARA CRIAÇÃO DE UNIDADE DE CONSERVAÇÃO DA NATUREZA, BAHIA, BRASIL.
LANDSCAPE POTENTIAL IN THE EXTREM SOUTH OF SERRA DO SINCORÁ AS A SUBSIDY FOR THE CREATION OF NATURE CONSERVATION UNIT, BAHIA, BRAZIL [View project](#)



PUBLIC ADMINISTRATION - FROM VISION TO NEW SOLUTIONS FOR SUSTAINABLE DEVELOPMENT [View project](#)

IDENTIFICAÇÃO DA COBERTURA VEGETAL E DE OUTROS ELEMENTOS DO TERRENO ATRAVÉS DO PROCESSAMENTO DIGITAL DE IMAGENS ORBITAIS

Marcelo Araújo da Nóbrega*

RESUMO: Esta pesquisa, realizada no Departamento de Engenharia Cartográfica da Universidade Federal de Pernambuco, trata da identificação da cobertura vegetal e de outros elementos do terreno através do processamento digital de imagens orbitais. Um dos objetivos desta pesquisa foi avaliar os limites e as possibilidades de aplicação de dados de sensoriamento remoto via satélite utilizando o computador na interpretação dos dados. Os programas utilizados pelo computador demonstraram eficazes na interpretação dos objetos desejados e com bastante rapidez. Foi possível separar em pouco tempo os limites das formações vegetais, da agricultura, e das massas líquidas e conhecer a área de cada um desses objetos, além da obtenção de uma carta automática fornecida pela impressora termal, contendo o mapeamento da área estudada em cores diversas.

1 - METODOLOGIA

O processamento digital de imagens orbitais¹ consiste na manipulação digital de imagens

* Prof. de Biogeografia do Depto. de Geografia da UESB. Mestre em Geografia pela Universidade Federal de Pernambuco - UFPE.

¹ Os dados orbitais para realização desta pesquisa são do satélite Landsat 5 (TM). Esses dados foram retirados de fitas magnéticas contendo sete bandas espectrais, que vai do visível até o infravermelho termal. Os dados são da cena 215, p. 64, q.c de 31/08/1988.

CON(S)CIÊNCIA. Vitória da Conquista, nº 4, Set/1993.

por meio do computador. Uma imagem digital pode ser considerada como uma matriz cujos índices de linhas e colunas identificam espacialmente um ponto e, o valor inteiro do elemento correspondente, na matriz, tem 512 linhas x 512 colunas e cada ponto (pixel) pode assumir 256 níveis de cinza.

As técnicas de tratamento digital são realizadas através de um sistema de análise de imagens. Esse sistema engloba o suporte material conhecido como hardware, como também os programas de manipulação de dados que representa o software. O hardware utilizado foi o da série alemã ERDAS, especificamente a versão PC 386/20 e o software ou suporte lógico escolhido foi o processamento interativo.

O início do tratamento digital ocorreu quando as imagens foram transferidas das fitas magnéticas para a memória do computador. Os canais 1, 2, 3, 4, 5 e 7 foram gravados. Em seguida foi realizado composições com 3 canais objetivando escolher a melhor composição para iniciar os trabalhos de identificação e separação dos objetos de interesse. A ordem do trabalho inclui o pré-processamento, o realce, a classificação, a análise e a compreensão distribuídos progressivamente em três níveis de abstração: baixo, médio e alto (DIAS et al, 1987, p. 39).

Nesta pesquisa não foi necessário realizar o pré-processamento; o realce da imagem foi o primeiro tratamento dado. A fase seguinte foi a classificação dos objetos (classes) da imagem, ou melhor associar cada classe ou padrão a um objeto conhecido. Para isto, utilizou-se de técnicas de

classificação digital. Dentre elas, as técnicas de classificação multiespectral supervisionada. Na operação da classificação o computador realizou provas e métodos estatísticos fundamentados na probabilidade gaussiana, o máximo de verossimilhança (método de máxima verossimilhança)².

Por último, realizou-se a análise e a compreensão da imagem a partir de fotografias das cenas obtidas do display analisador de imagens e de uma carta automática obtida pela impressora térmica. A análise e a compreensão da imagem só é possível graças ao conhecimento que se tem do comportamento espectral e da forma dos objetos do terreno.

Os sensores orbitais do satélite Landsat 5, detectam basicamente os aspectos físicos do terreno, principalmente a cobertura vegetal, os solos, as rochas, massas líquidas, obras do homem, etc. Nesta pesquisa buscou-se identificar principalmente os diferentes tipos de cobertura vegetal (nativa modificada e degradada e cultivada), em seguida, solo exposto e/ou rocha e massas líquidas.

Com relação a cobertura vegetal, os sensores orbitais detectam basicamente o aspecto fisionômico, especialmente a densidade do dossel. A densidade deste reflete e transmite a radiação incidente, principalmente em função das células

² A classificação das classes por este método requer que as amostras de treinamento sejam homogêneas e representativas das classes de interesse. Os histogramas bidimensionais revelam se elas são bem representativas ou não. Se cada classe contida no histograma se apresenta individualmente, sem superposição, então, a classificação é considerada boa.

pigmentadas. No espectro visível, a alta absorção de energia é devida a pigmentos foliares, basicamente às clorofilas (GARCIA, 1982, p. 249).

Os solos expostos, sem matéria orgânica, apresentam comportamento espectral semelhante ao das rochas. Na região do espectro eletromagnético visível há acentuada reflectância. Já as massas líquidas, no visível, os raios são absorvidos.

2 - RESULTADOS E DISCUSSÕES

Na cena 215.p.64,q.c, selecionou-se um módulo de interesse no display do sistema analisador, para se fazer a interpretação digital; para isso se fez uma ampliação. Esse módulo representa uma superfície no terreno de 225 km², nas proximidades da cidade de Florânia-RN³.

As bandas espectrais 1, 2, 3, 4, 5 e 7 foram observadas e verificado em cada banda os contrastes de cena promovido pelos níveis de cinza. As bandas 1, 2 e 3 apresentaram menor contraste, enquanto as bandas 4, 5 e 7, exibiram maior contraste.

A partir das análises da média, desvio padrão e mediana referentes às variações dos diversos níveis de cinza das bandas utilizadas, realizou-se composições de três com as bandas que apresentavam aqueles parâmetros menos correlacionados (Tabela 1). As composições feitas foram: 7, 5 e 4; 7, 4 e 2; 1, 5 e 7, e 1, 4 e 7. As composições foram associadas às cores azul, verde e

³ Região semi-árida na Microrregião Geográfica do Seridó-RN.

vermelho disponíveis no sistema analisador de imagens (Tabela 2). Estatisticamente as bandas menos correlacionadas foram 1, 5 e 7, mas visualmente a composição das bandas e cores que melhor apresentou discriminação dos objetos desejados foi a 1, 4 e 7, correspondendo a cor azul, verde e vermelho respectivamente (Figura 1).

Tabela 1 - Estatísticas dos níveis de cinza por canal

CANAL	1	2	3	4	5	6
Média	70,91	35,55	46,73	47,49	114,99	46,23
Desvio Padrão	31,53	17,44	25,14	24,71	64,31	27,07
Mediana	81	40	52	54	137	53

Tabela 2 - Composição de canais e cores

CORES	Azul(B)	Verde(G)	Vermelho(R)
	7	5	4
	7	4	2
Canais	1	5	7
	1	4	7
	1	2	3

A composição 1, 4 e 7 foi submetida ao procedimento de realce de imagens através do aumento de contraste. Esta técnica resulta na modificação do aspecto visual da imagem, através da modificação da distribuição dos níveis de cinza no histograma. A imagem realçada apresentou melhor separação entre as classes, portanto, melhor efeito

to visual.

Concluído este procedimento, iniciou-se o processo da classificação da imagem. O conhecimento do comportamento espectral das classes de interesse e o conhecimento delas no campo, facilitou a execução do teste com amostras nas imagens no display. Foram feitas um mínimo de três amostragens para cada classe. Para a classificação da área foram selecionados cinco classes: floresta seca densa e/ou caatinga arbórea, caatinga arbustiva densa, caatinga aberta e/ou degradada com pastagens, mosaico de cultivos e vegetação degradada com solo exposto e água.

A floresta seca densa e a caatinga arbórea apresentaram características espectrais semelhantes e um mesmo padrão. A caatinga arbustiva densa e um outro padrão, a arbustiva aberta e/ou degradada com pastagens e o mosaico de cultivos e vegetação degradada com solo exposto, padrões semelhantes. Isto dificultou um pouco a diferenciação dessas classes na classificação. Os rios e açudes não tiveram nenhuma dificuldade em ser logo detectados pela máquina; apresentaram um padrão bem definido.

Pelas dificuldades encontradas referentes a separação de algumas classes, as amostras de treinamento da classe a representar tiveram que ser bem homogêneas. Para isto, utilizou-se algumas técnicas estatísticas de classificação, dentre elas a da máxima verossimilhança. Na utilização desta técnica para as amostras de treinamento procurou-se considerar um número suficiente de pixels de modo a permitir a estimativa das características espectrais da classe a ser mapeada. Os

parâmetros utilizados para separar as classes foram as matrizes de co-variância e o vetor das médias das classes. Verificou-se mediante estes dois parâmetros que a melhor classificação para as classes de interesse seria feita com os canais 1, 4 e 7 (Figura 1).

Mediante a distribuição dos níveis de cinza das classes num diagrama de dispersão ou histograma bidimensional, pôde-se observar que realmente os canais escolhidos eram os melhores para a classificação desejada (Figuras 2, 3 e 4). Observa-se no histograma referente aos canais 1 e 4 que as classes tiveram uma boa separação. Apenas os temas densa e esparsa apresentaram uma superposição parcial. A separação das classes também foi considerada boa entre os canais 4 e 6=7. Observa-se o mesmo problema anterior de superposição entre as vegetações esparsa e densa. Os melhores canais para essa classificação são com os canais 1, 2 e 3, canais na região do visível. As classes não apresentaram separação em nenhuma das combinações realizadas, nem mesmo a classe água que nos outros canais teve uma boa definição. Essas informações contidas nos histogramas bidimensionais nos revela que para haver uma boa classificação dos recursos naturais, é necessário usar composições de canais em posições diferentes no espectro eletromagnético, sempre utilizando-se de canais do visível e no infravermelho.

Os resultados da classificação foram bons como se pode verificar através da matriz de contingência (Tabela 3). Observa-se na matriz, que houve apenas confusão entre as classes esparsa e densa. Dos 73 pontos de treinamento considerados co

mo densa, só 2% confundiram-se com esparsa e dos 23 pontos tidos como esparsa 11,5% confundiram-se com densa. Quanto as classes mosaico e seca, a separação foi excelente; ela foi 100% eficaz.

Tabela 3 - Matriz de contingência

CLASSE	ÁGUA		SECA		DENSA		MOSAICO		ESPARSA	
	p	%	p	%	p	%	p	%	p	%
Água	303	99,7	0	0,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0
Seca	0	0,0	219	100,0	0	0,0	0	0,0	0	0,0
Densa	0	0,0	0	0,0	73	97,3	0	0,0	3	11,5
Mosaico	1	0,3	0	0,0	0	0,0	30	100,0	0	0,0
Esparsa	0	0,0	0	0,0	2	2,7	0	0,0	23	88,5
TOTAL	304	100,0	219	100,0	75	100,0	30	100,0	26	100,0

p = pontos (pixels).

Outro resultado obtido nesta classificação foi a possibilidade de verificar a área que as classes ocupam mediante o número de pontos que cada uma possui na imagem (Tabela 4).

Tabela 4 - Número de pontos da imagem digital

CLASSE	PONTOS	%	ÁREA (Km ²)
Água	1.098	0,42	1
Seca	29.339	11,15	25
Densa	124.274	47,22	106
Mosaico	43.005	16,34	37
Esparsa	65.465	24,87	56
TOTAL	263.161	100,00	225

LEGENDA:

Água = açudes e rios;
 Seca = floresta seca densa e/ou caatinga arbórea;
 Densa = caatinga arbustiva densa;
 Mosaico = mosaico de cultivos e vegetação degradada com solo exposto;
 Esparsa = caatinga aberta e/ou degradada com pastagens.
 pixel (30 x 30 m).

Os dados nos revela que a classe densa (caatinga arbustiva densa) é a que domina, com 47,2%. Isto é explicado em razão de ser uma área acidentada, difícil de ser utilizada pela agricultura. Por isso, ainda resta bastante espaço coberto com caatinga arbustiva densa, principalmente nas encostas das serras. A floresta seca densa e/ou caatinga arbórea tem ocorrência significativa nesta área (11,1), devido a ambientes propícios, como serras com altitudes superiores a 700 m (Figura 5).

3 - CONSIDERAÇÕES FINAIS

Verifica-se que a interpretação digital realizada pelo computador é bastante objetiva ao contrário da interpretação manual (sem ajuda do computador) que é bastante subjetiva. O computador realiza em poucos segundos a interpretação da imagem baseado em diferentes níveis de cinza (tonalidades) que os diversos objetos da imagem apresentam e com bastante precisão. Nesse caso o usuário deve estar em completa interação com a máquina.

na.

Uma limitação da interpretação digital de imagens é quando se pretende classificar objetos com a mesma resposta espectral. Quando isto ocorre o computador não consegue separar os diferentes objetos; ele simplesmente os agrega numa mesma classe. É exatamente aí que o intérprete deve ter o cuidado para não cometer erros.

É só uma questão de tempo para que as técnicas de interpretação de imagens de satélites sejam mais aprimoradas. Com o desenvolvimento da tecnologia de sensoriamento remoto via satélites, com resoluções no terreno cada vez mais aprimoradas, essas técnicas tornam-se um importante instrumento para se conhecer as feições do terreno. Quanto à interpretação digital de imagens, ela tem se aperfeiçoado bastante graças às pesquisas realizadas na área de eletrônica e informática. Os softs e os equipamentos a cada ano ficam mais sofisticados e mais capazes.

ABSTRACT: This research, which took place at the Federal University of Pernambuco, deals with the identification of the vegetal cover and other soil elements through digital process of orbital images. One of the main objectives of this research was the evaluation for the application of remote sensor via satellite using the computer to interpret the information. The programs used by the computer showed the efficiency in interpreting the wanted objects quickly. It was possible to separate, in a short period of time, the limits of vegetal formation, of agriculture and liquid

masses and to know the area of each of these objects, besides getting an automatic map given by the terminal read out, in color.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ANDERSON, J. R. et al. 1986. A land use and Land Cover Classification System for Use with Remote Sensor Data. Washington, Geological Survey Prof. Paper 964 (Trad.: it in Strang, H. Sistema de classificação do uso da terra e do revestimento do solo para utilização com dados de sensores remotos. Rio de Janeiro: IBGE, 1979, pp. 78).
- BULHÕES, M. G. et al. 1988. Tipologia e mapeamento da vegetação do Distrito Federal com aspectos de modificações ambientais. Rev. Bras. Geog. Rio de Janeiro, 50(4): 77-103, out./dez.
- CARVALHO, V.C. 1986. Structure et dynamique de la végétation en milieu tropicale semi-aride. La caatinga Quicóba (Pernambouc-Bresil). Du terrain à l'analyse des données MSS/LANDSAT. Toulouse, Thèse de Doctorat de l'Université de Toulouse - le Mirail, pp. 332.
- DESHAYES, M. 1981. Traitement numérique des données LANDSAT; applications à la cartographie automatique de la végétation tropicale. Toulouse, Thèse de Doctorat de l'Université de Toulouse, pp. 121.
- DIAS, L. A. V. et al. 1987. Imagens e computadores: o olho que tudo vê. Ciência Hoje. São Paulo: 7(37):34-44, novembro.

GARCIA, G. J. Interpretação da vegetação do cerrado através de imagens Landsat. *Geografia*. Rio Claro: UNESP, 1980, 5(9-10): 67-84, outubro.

_____. *Sensoriamento remoto: princípios de interpretação de imagens*. São Paulo: NOBEL, 1982. pp. 357.

INSTITUTO NACIONAL DE PESQUISAS ESPACIAIS/COMPANHIA DE DESENVOLVIMENTO DO VALE DO SÃO FRANCISCO. *Identificação de áreas irrigadas no vale do São Francisco através de dados de sensoriamento remoto - área piloto de Petrolina-Juazeiro*. São José dos Campos: 1988. Relatório de projeto (Convênio I.N.P.E/ CODEVASP), pp. 39.

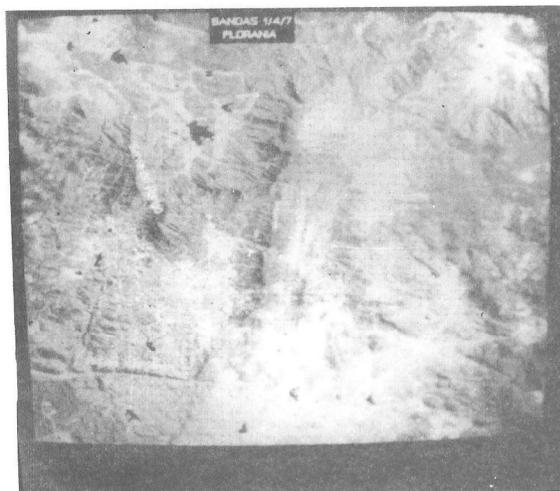
MARCHETTI, D. A. B. e GARCIA, J. C. *Princípios de fotogrametria e fotointerpretação*. São Paulo: 1977, Nobel, pp. 257.

NOVO, E. M. L. M. *Sensoriamento remoto: princípios e aplicações*. São José dos Campos: Edgar Blucher, 1989, pp. 308.

SANTOS, J. R. et al. *Metodologia de interpretação de dados de sensoriamento remoto e aplicações em vegetação*. São José dos Campos: INPE, agosto, 1981a, pp. 52.

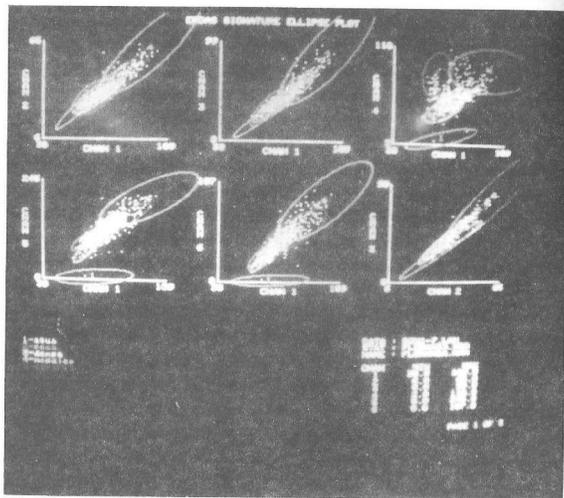
_____. *Metodologia de interpretação de dados de sensoriamento remoto e aplicações no uso da terra*. São José dos Campos: INPE, 1981b, novembro, pp.61.

Figura 1



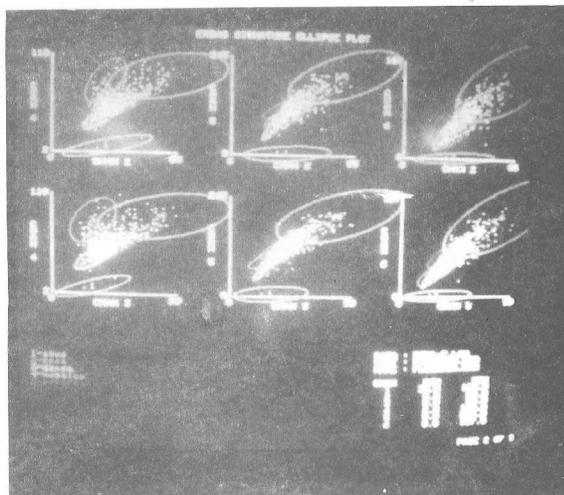
Composição dos canais 1, 4 e 7 do Landsat-TM (área de Florânia-RN).

Figura 2



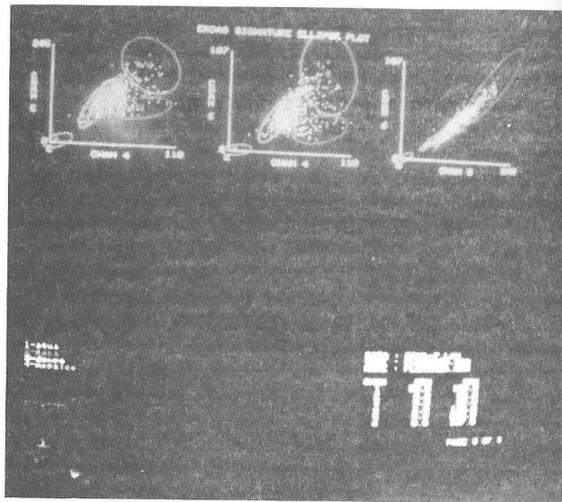
Histogramas bidimensionais: canais 2 e 3; 3 e 1; 4 e 1; 5 e 1; 6 e 1 e, 3 e 2.

Figura 3



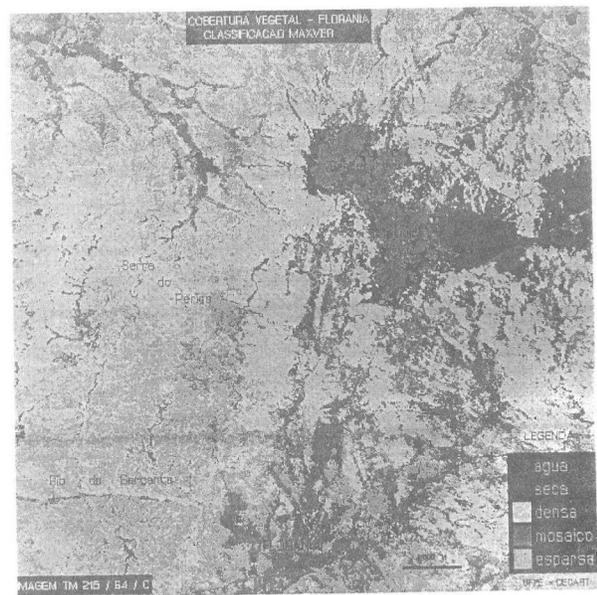
Histogramas bidimensionais: : canais 4 e 2; 5 e 2; 6 e 2; 4 e 3; 5 e 3 e, 6 e 3.

Figura 4



Histogramas bidimensionais: canais 5 e 4; 6 e 4 e, 6 e 5.

Figura 5



- AGUA** = açudes e rios;
SECA = floresta seca densa e/ou caatinga arbórea;
DENSA = caatinga arbustiva densa;
MOSAICO = mosaico de cultivos e vegetação degradada com solo exposto;
ESPARSA = caatinga aberta e/ou degradada com pastagens.