

ESTUDO DA VARIABILIDADE DO "ÍNDICE DE VEGETAÇÃO POR DIFERENÇA NORMALIZADA/NDVI" UTILIZANDO KRIGAGEM INDICATIVA

STUDY ON THE VARIABILITY OF "NORMALIZED DIFFERENCE VEGETATION INDEX/NDVI" BY INDICATIVE KRIGING

Lourenço R. W.¹ ; Landim, P. M. B.²

(1) Laboratório de Geomatemática, Departamento de Geologia Aplicada, UNESP/campus de Rio Claro (SP). Engenharia Ambiental, UNESP/campus de Sorocaba – Iperó.

(2) Departamento de Geologia Aplicada, UNESP/campus de Rio Claro (SP).

RESUMO

Este trabalho teve por objetivo principal analisar o “índice de vegetação por diferença normalizada” (NDVI) em uma área da Baixada Santista, litoral paulista, utilizando a técnica geoestatística da krigagem indicativa. As análises foram feitas em imagens do sensor TM do satélite Landsat datadas de fevereiro de 1989 e janeiro de 1997. Os mapas obtidos do NDVI mostraram perda de vegetação de um modo geral, durante o período analisado, e o mapa de probabilidades resultante da diferença entre os dois períodos indicou forte contraste entre perdas e ganhos do índice de vegetação. O mapeamento da vegetação e a aplicação da krigagem indicativa mostraram-se ferramentas de grande aplicabilidade para o monitoramento e gerenciamento ambiental e podem proporcionar bons resultados quando utilizadas de forma integrada.

Palavras-chave: NDVI, imagens de satélite, krigagem indicativa.

ABSTRACT

The main purpose of this paper was to evaluate the “Normalized Difference

Vegetation Index” (*NDVI*) in an area at Baixada Santista, coastland of São Paulo State, Brazil, using the geostatistic technique of indicative kriging. The analyses were made using sensor TM images (Landsat satellite), dated from February/1989 and January/1997. The obtained *NDVI* maps showed vegetation loss during the analyzed period, and the probabilities map, resulting from the difference between the two periods of time, indicated a distinct contrast between loss and gains of vegetation index. Vegetation mapping and application of indicative kriging were shown as being quite useful for monitoring and environmental management, being able to provide good results when jointly used.

Key Words: *NDVI*, satellite images, indicative kriging

INTRODUÇÃO

A aplicação de imagens de satélite no monitoramento e gerenciamento ambiental tem sido cada vez mais constante na busca de resultados melhores e várias formas mais eficientes de tratamento digital tem sido propostas para melhorar a qualidade das informações geradas pelas imagens.

As imagens orbitais de sensoriamento remoto obtidas por meio do sensor TM (*Thematic Mapper*) a bordo do satélite Landsat 5 tem sido amplamente utilizadas para estudos ambientais, bem como para o monitoramento e mapeamento da vegetação regional. O sensor TM possui 7 bandas espectrais distribuídas nas faixas do azul (0,45 – 0,52 μm), verde (0,52 – 0,60 μm), vermelho (0,63 – 0,69 μm), infravermelho próximo (0,76 – 0,90 μm), infravermelho médio (1,55 – 1,75 μm), infravermelho termal (10,4 – 12,5 μm) e infravermelho hidrotermal (2,08 – 2,35 μm) do espectro eletromagnético.

As imagens do satélite Landsat 5 TM, um dos mais utilizados para este fim, são amplamente utilizadas para fazer estudos sobre a cobertura vegetal, que possui características espectrais particulares nas faixas do vermelho e infravermelho próximo. Na faixa do vermelho a clorofila absorve a energia solar ocasionando uma baixa reflectância, enquanto na faixa do infravermelho próximo, tanto a morfologia interna das folhas quanto a estrutura da vegetação ocasionam uma alta reflectância da energia solar incidente. Quanto maior, portanto, o contraste, maior o vigor da vegetação na área imageada e a combinação destas duas faixas espectrais realça as áreas de vegetação nas imagens, sendo este o princípio em que se baseiam os índices de vegetação. Um dos índices mais utilizados nos estudos de caracterização da vegetação tem sido o “índice de vegetação por diferença normalizada” (Normalized Difference Vegetation Index/*NVDI*), de autoria de TUCKER (1979).

Nos estudos que consideram os índices de vegetação é aplicada a diferença dos valores dos dados das bandas 3 e 4 como forma de se obter o mapa de

NDVI. Para analisar a variabilidade entre diferentes anos para avaliar o vigor da vegetação, realiza-se uma operação de subtração entre os mapas de *NDVI*. Este procedimento resulta em uma imagem de baixo contraste, que pode ser classificada indicando, inclusive, valores de corte estabelecidos por meio de estatísticas obtidas a partir dos mapas de *NDVI*. Para apresentar esta variabilidade pode ser aplicado sobre os mapas técnicas de geoestatística, como krigagem indicativa, para evidenciar as áreas que apresentam maiores probabilidades de mudança no *NDVI*.

O emprego de métodos geoestatísticos em imagens digitais de satélite foram discutidos metodologicamente por vários autores, entre eles: CURRAN (1988), ATKINSON & CURRAN (1995) e CHICA-OLMO & ABARCA-HERNÁNDEZ (1998).

Especificamente em estudos do meio ambiente voltados para interpretação e caracterização de diferentes tipos de vegetação e uso do solo podem ser citados os trabalhos de WOODCOCK & HARWARD (1992) e LACAZE *et al.* (1994), que obtiveram variogramas a partir de dados provenientes de sensoriamento remoto, realizando várias simulações para condições de cenas e imagens diferenciadas. ROSSI *et al.* (1994) utilizaram-se da krigagem indicativa sobre imagens digitais do Landsat 5 TM da região de Chiapas, México, para classificação de áreas de pastagens com maior probabilidade de ocorrência de larvas da espécie *Anopheles albimanus*.

Mais recentemente WALLACE *et al.* (2000) aplicaram técnicas geoestatísticas em imagens digitais de satélite para avaliar as características e distribuição espacial das comunidades de vegetação no Deserto de Monjave, Califórnia, EUA.

Ainda com relação à aplicação dos métodos geoestatísticos em imagens digitais de satélite tem-se CHICA-OLMO & ABARCA-HERNÁNDEZ (2000), que apresentaram um trabalho com classificação de imagens de satélite Landsat 5 TM para discriminação de feições litológicas na área da Cordilheira de Betic, sul da Espanha, e BERBEROGLU *et al.* (2000) que realizaram o mapeamento de áreas de risco a deslizamentos na costa sudeste da Turquia, na região conhecida como Delta de Cukurova, também utilizando imagem digital do satélite Landsat 5 TM.

Neste trabalho, que tem como principal objetivo analisar a variabilidade do índice de vegetação por diferença normalizada, foi escolhida uma área que apresenta extensão regional que comporta cobertura vegetal com predominância de floresta tropical, mangue e restinga, variando de acordo com o solo e a topografia. O processamento digital das imagens do Landsat 5 TM foi realizado utilizando o Sistema de Informações Geográficas SIG - IDRISI versão 32 (EASTMAN, 2001).

2. MATERIAL E MÉTODOS

2.1. Área de estudo

A área está contida na folha topográfica de Santos, com aproximadamente 794 km², localizada entre as coordenadas UTM 373 – 347 EW por 7374 – 7338 NS, MC 46, compreendendo parte da região denominada Baixada Santista, na Faixa Atlântica do Estado de São Paulo. Os principais municípios abrangidos são: Santos e Cubatão, inteiramente representados, Guarujá, Praia Grande e São Vicente, com suas respectivas sedes, e parte predominantemente rural de alguns municípios da Região da Grande São Paulo, como Ribeirão Pires, Rio Grande da Serra, Santo André e São Bernardo do Campo. A imagem da área estudada obtida do satélite Landsat 5 Tm, datadas de fevereiro de 1989 e janeiro de 1997 é apresentada na figura 1.

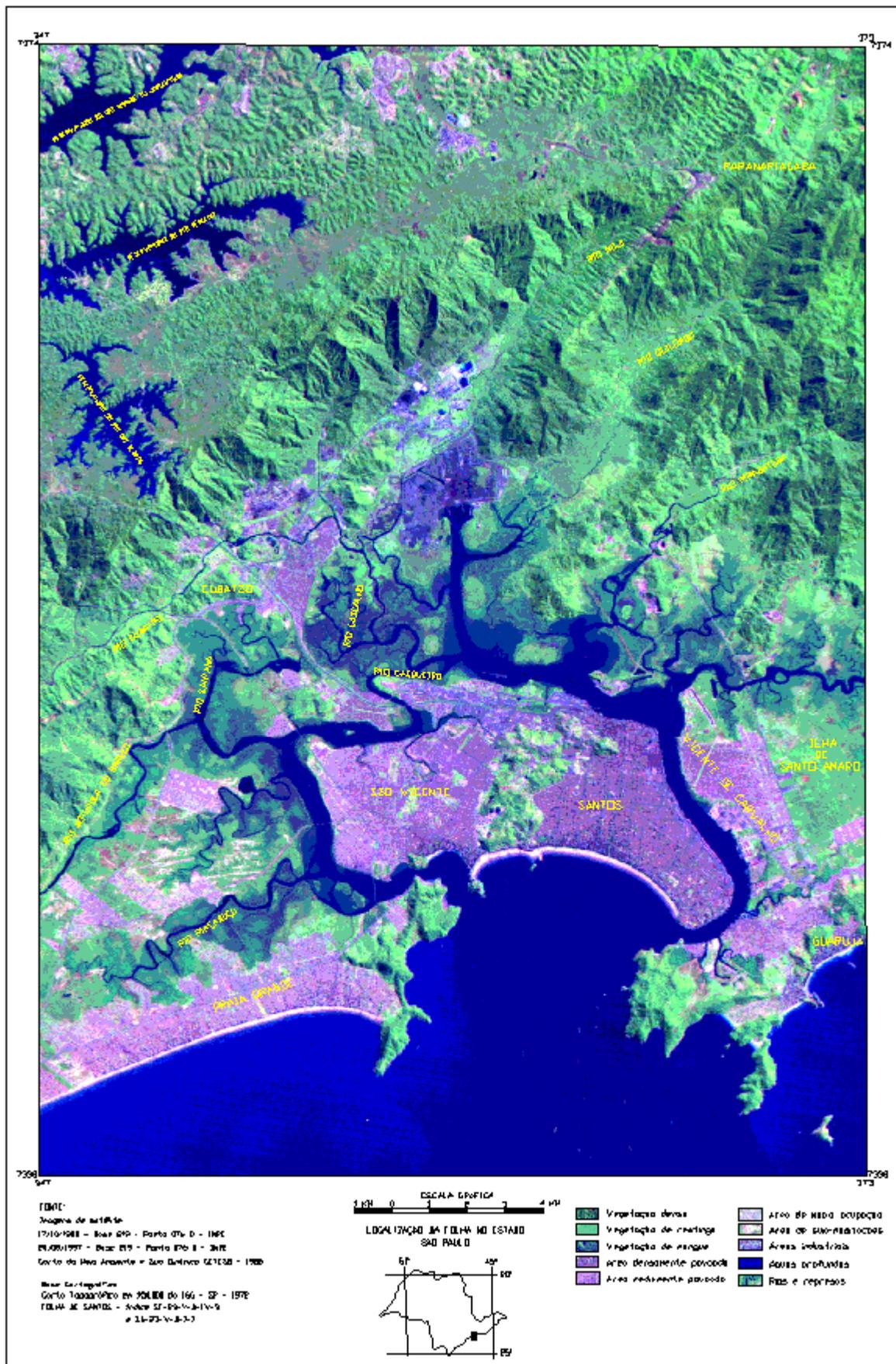


Figura 1 – Localização da área de estudo

2.2. Processamento de imagem por geostatística

Em sensoriamento remoto orbital, um grande número de dados é usado para representar uma imagem que pode ser avaliada em formato digital, com o intuito de extrair diferentes informações. Cada ponto obtido pelos sensores corresponde a uma área mínima denominada "*pixel*" (*picture cell*), que deve estar geograficamente identificado, e para o qual são registrados números digitais (*ND*) relacionados à intensidade de energia refletida em faixas (bandas), definidas do espectro eletromagnético. Desse modo, uma imagem digital pode ser definida por uma função bidimensional, representativa da intensidade de luz refletida ou emitida por uma cena, na forma $I(x,y)$, onde os valores de I representam, a cada coordenada espacial (x,y) , a intensidade da imagem nesse ponto. Essa intensidade é identificada por um valor inteiro, não-negativo e finito, chamado "nível de cinza".

A análise dos níveis de cinza em uma banda é útil para trabalhos que envolvam estudos do comportamento espectral dos alvos, em várias bandas dos satélites de sensoriamento remoto, revelando informações importantes sobre o arranjo estrutural dos objetos na imagem e seu relacionamento com o ambiente, pois permite discriminar importantes características relacionadas com as classes de cobertura e uso do solo.

Os níveis de cinza de uma imagem, associados aos números digitais (*ND*) de uma imagem digital de satélite, apresentam características de variabilidade global ou local e correlação espacial. A variabilidade global ou local é analisada, nos respectivos níveis, pelo cálculo da média e variância, nas quais as medidas de dispersão dos *NDs* são obtidas por meio de "janelas móveis". A segunda característica assume que os *NDs* não são distribuídos aleatoriamente em uma imagem e, conseqüentemente, existe uma dependência espacial associada à estrutura de cada cobertura do solo. Segundo LARK (1996), as taxas de variabilidade entre os *NDs* podem ser medidas entre pares de *pixel* dependendo do seu relacionamento espacial, o qual pode descrever o comportamento espectral de cada tipo de cobertura do solo.

Considerando os *NDs* de uma imagem digital como uma variável regionalizada, com características como aleatoriedade e correlação espacial, as condições básicas para uma função variográfica podem ser obedecidas e ajustada em uma equação do tipo (ROSSI *et al.*, 1994):

$$\gamma(h) = \frac{1}{2} E\{ND(x+h) - ND(x)\}^2 \quad (1)$$

onde: $\gamma(h)$ representa metade da esperança matemática do quadrado da diferença entre os valores dos pares de *pixel* separados pelo vetor distância h , isto é, a semivariância; $\gamma(h)$ é uma função que depende da distância e da direção do vetor h entre os números de pares de valores de *pixel* $x+h$ e (x) .

O método estimativo da krigagem usa informações a partir do semivariograma para encontrar os pesos ótimos a serem associados às amostras com

valores conhecidos que irão estimar pontos desconhecidos. Nessa situação o método fornece, além dos valores estimados, o erro associado à tal estimação, o que o distingue dos demais algoritmos à disposição. A *krigagem indicativa*, utilizada neste trabalho, consiste basicamente na aplicação da *krigagem ordinária* para a variável transformada, ou seja, a variável resultante da aplicação da função não linear $f(z) = 0$ ou 1.

O desenvolvimento teórico dessa metodologia encontra-se em diversos textos básicos de geoestatística, com destaque para JOURNAL & HUIJBREGTS (1978), JOURNAL (1989) e ISAAKS & SRIVASTAVA (1989).

No processo básico da krigagem, a estimativa é feita para um valor médio em um determinado local, seja um ponto, seja uma área. Pode-se, porém, fazer também estimativas baseadas em valores que se situam acima ou abaixo de um determinado nível de corte (*cutoff*). Este procedimento, estabelecido para vários níveis de corte de uma distribuição, conduzirá a uma estimativa de vários valores da distribuição acumulada em um determinado local, cuja função poderá ser ajustada.

Para atingir estes objetivos, o primeiro passo, na krigagem indicativa, é transformar os dados originais em indicadores, isto é, substituir os valores em função de um determinado nível de corte. Desse modo pode-se escolher o valor um (1) para os que estão acima e zero (0) para os que estão abaixo do nível de corte:

$$i_j(v_c) = \begin{cases} 1 & \text{se } v_j > v_c \\ 0 & \text{se } v_j \leq v_c \end{cases} \quad (2)$$

Desta forma, são calculados os semivariogramas experimentais indicativos para determinados níveis de corte e estabelece-se os modelos variográficos para os mesmos. Os semivariogramas indicativos podem ser estimados pela função:

$$\gamma_i(h, v_c) = \frac{1}{2N_h} \sum_{i=1}^{N_h} [ND(x+h, v_c) - ND(x, v_c)]^2 \quad (3)$$

Efetuando-se a krigagem ordinária pontual nos valores transformados, obtêm-se a probabilidade de $v_i < \text{ou} > v_c$. Desta forma, à medida que se incrementa v_c , obter-se-ão valores estimados da função de distribuição acumulada.

Especificamente, neste trabalho, a análise da estrutura variográfica da imagem digital utilizada, foi feita com auxílio de uma codificação por indicação que se processa por meio da determinação de um valor de corte z_k , gerando um conjunto de valores, tal como $i(u=u; z_k)$, onde:

$$i(u, z_k) = \begin{cases} 1, se & z(u) > Z_x \\ 0, se & z(u) \leq Z_x \end{cases} \quad (4)$$

A codificação por indicação foi aplicada sobre toda a imagem criando, segundo o valor de corte especificado, um conjunto amostral por indicação, cujos valores são 0 ou 1 de acordo com o critério estabelecido para representação de ocorrência ou não do fenômeno em estudo.

3. RESULTADOS E DISCUSSÕES

3.1. Índices de vegetação por diferença normalizada - *NDVI*

A vegetação é caracterizada por uma intensa absorção devido à clorofila na região do vermelho (0,63 – 0,69 μm) e por uma intensa energia refletida na região do infravermelho próximo (0,76 – 0,90 μm) causada pela estrutura celular das folhas. Várias transformações matemáticas dos dados das bandas 3* e 4** do Landsat 5 TM mostraram-se indicadores sensitivos da presença da vegetação verde e são referidos como índices de vegetação nestas bandas. A diferença dos valores dos dados das bandas 3 e 4 são proporcionais à reflectância da cena vista, sendo a medida do grau de vegetação verde na imagem. Um índice básico muito utilizado é o “índice de vegetação com diferença normalizada” (*NDVI*), como definido em (TUCKER, 1979):

$$NDVI = \frac{B_4 - B_3}{B_4 + B_3} \quad (5)$$

O *NDVI* é empregado com frequência para o monitoramento da vegetação em grandes escalas por que compensa parcialmente a variação nas condições de iluminação, inclinação da superfície terrestre e aspectos das visadas do sensor em função da ampla largura da órbita (2.700 km). Nuvens, água e neve têm reflectâncias maiores no visível do que no infravermelho, sendo que nestas condições o *NDVI* tem valores negativos. Rochas e solos expostos têm reflectâncias similares nestas duas bandas e o resultado no índice de vegetação é aproximadamente zero. Em cenas com vegetação o *NDVI* varia de 0,1 à 0,6, onde os valores mais altos são associados com o maior vigor e densidade da cobertura vegetal. Efeitos atmosféricos como o espalhamento por poeira, aerossóis e nuvens do tamanho dos *subpixels* agem no sentido de aumentar a reflectância na banda 3 em relação à banda 4 e reduzir o valor do índice da vegetação (HOLBEN, 1986).

Por meio da sub-rotina *VEGINDEX* do programa IDRISI versão 32, que oferece 19 diferentes tipos de cálculos de índices de vegetação, foram elaborados os mapas de *NDVI* de ambos os anos considerados. Tradicionalmente estas imagens, em função do próprio modelo matemático (equação 4) apresentam resultados que variam de -1 a +1 em escala de tons cinzas. Entretanto é possível, por meio de uma outra sub-

rotina do mesmo programa, (*STRETCH*), aplicar uma operação de reescalonamento transformando uma imagem, que antes variava entre -1 a +1, para uma imagem com valores de alcance de 0 a 255 (EASTMAN *et al.*, 1995). Este procedimento foi aplicado com o objetivo de poder oferecer uma imagem com uma paleta de cores com maior variabilidade nos tons de cores e, desse modo, facilitar a observação visual (LOURENÇO, 2002).

As Figuras 2 e 3 mostram os mapas de *NDVI* referente aos anos de 1989 e 1997:

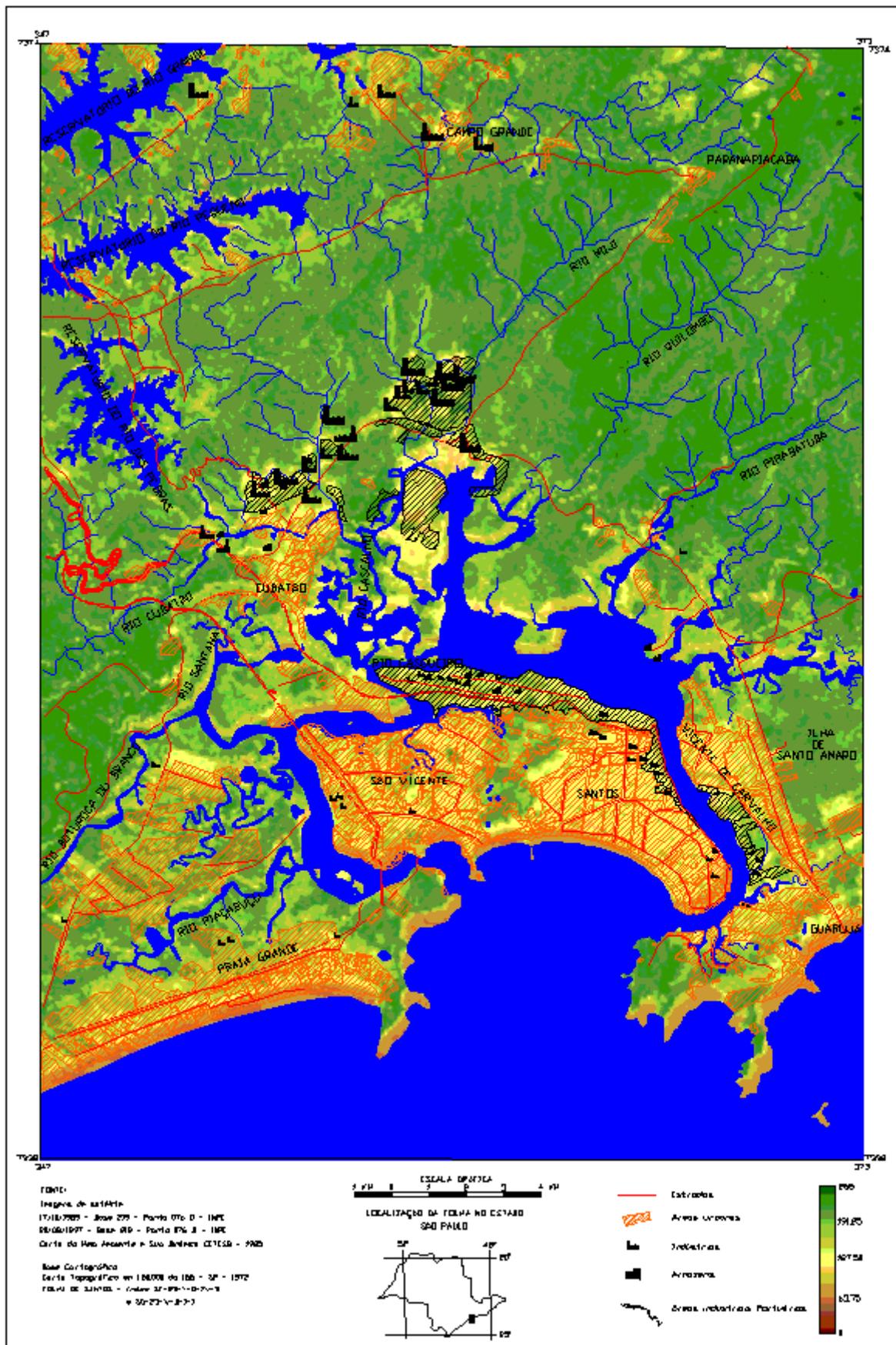


Figura 2 – Mapa do Índice de vegetação por diferença normalizada referente a 1989

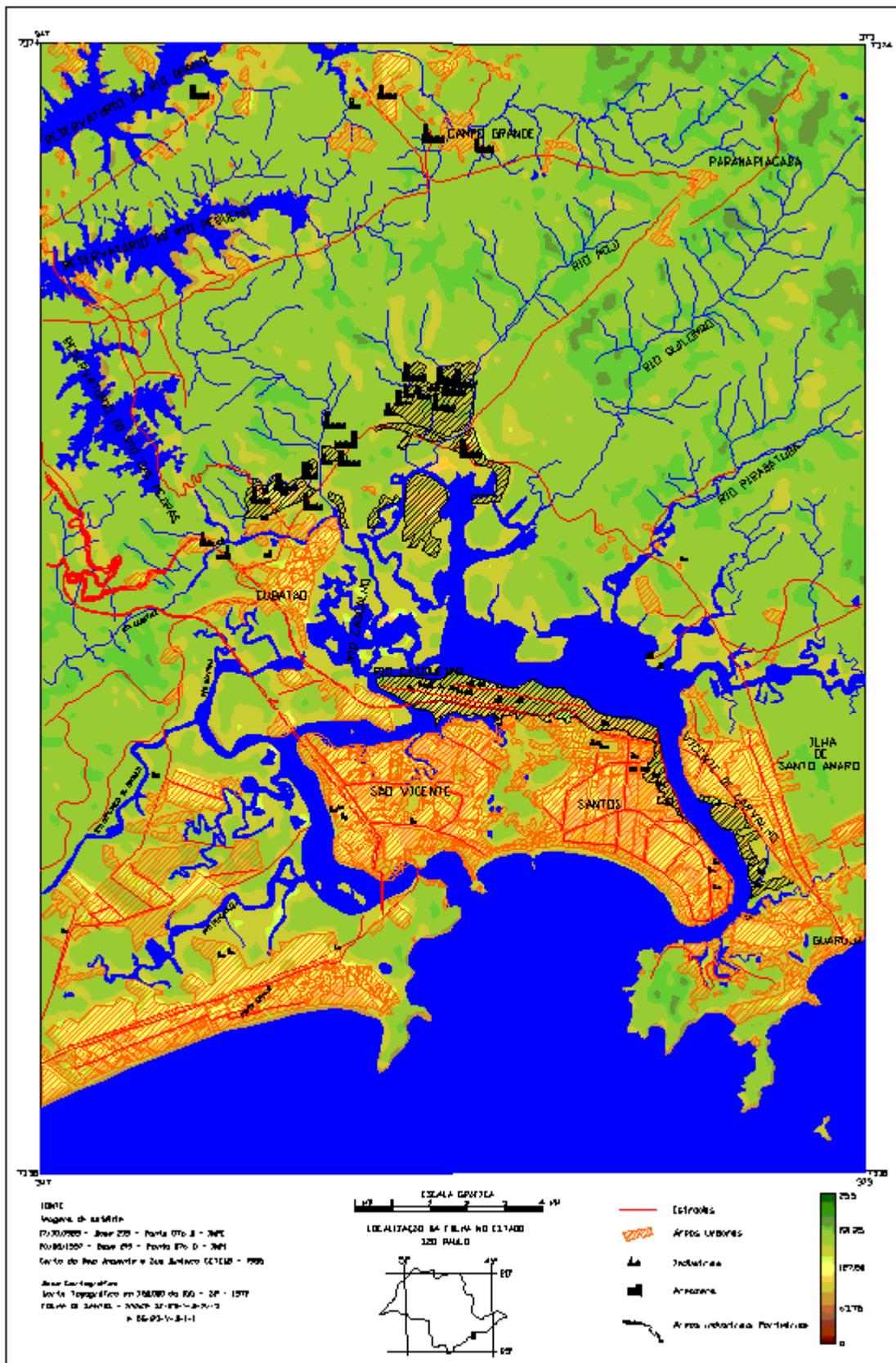


Figura 3 - Mapa do Índice de vegetação por diferença normalizada referente a 1997

Como pode ser observado nos mapas de *NDVI* dos anos de 1989 e 1997, as áreas que apresentam cores que tendem do amarelo para o verde escuro indicam maior densidade de vegetação. Por outro lado, as cores que tendem do amarelo escuro

para o marrom indicam áreas de menor densidade de vegetação. Pode-se também verificar uma considerável diferença de intensidade de tonalidade entre os dois períodos, ou seja, as áreas com intensidades de cores verde escuro e marrom escuro são mais marcantes no ano de 1989 do que no ano de 1997, indicando dois cenários: em 1989 ocorriam extensas áreas de vegetação em estado natural e poucas áreas com nenhuma vegetação, tais como as áreas urbanas e industriais; no ano de 1997 observa-se uma tendência de modificação da paisagem, as áreas que no ano de 1989 se apresentavam com maior intensidade de verde escuro no ano de 1997 se mostram menos intensas, as áreas de amarelo para marrom, que predominavam no ano de 1989, se mostram mais próximas do marrom escuro para o verde em 1997.

Outra constatação é que as principais ocorrências de modificação do *NDVI* de 1989 para 1997 estão associadas principalmente às áreas próximas às redes de drenagem, onde ocorre perda, e às áreas urbanas onde ocorre ganho.

Uma outra forma para a verificação de possíveis mudanças ocorridas nos mapas de *NDVI* durante o período estudado é por meio de uma operação matemática de subtração (equação 5) entre os dois mapas. Esta operação é realizada por uma subrotina do programa IDRISI conhecida como *OVERLAY* da seguinte forma:

$$DIF_{97/89} = NDVI_{1997} - NDVI_{1989} \quad (6),$$

onde $NDVI_{1997}$ é o mapa do ano de 1997; $NDVI_{1989}$ é o mapa do ano de 1989.

O resultado é um mapa com escala contínua de valores negativos aumentando para valores positivos (Figura 4), onde é indicado que quanto maior for o valor positivo isso significa maior ganho de *NDVI* e inversamente quanto maior o valor negativo, maior a perda de *NDVI*. Conseqüentemente as áreas com valores próximos à zero não apresentam mudanças significativas.

De uma forma geral, o mapa da Figura 4 apresenta as áreas em sua maior parte com perda de *NDVI*, excetuando-se alguns setores localizados a nordeste, na parte central e alguns pontos por toda parte sul com áreas que aparentemente estão com valores de *NDVI* inalterados durante o período analisado, ou seja, nem ganho ou perda de vigor vegetativo.

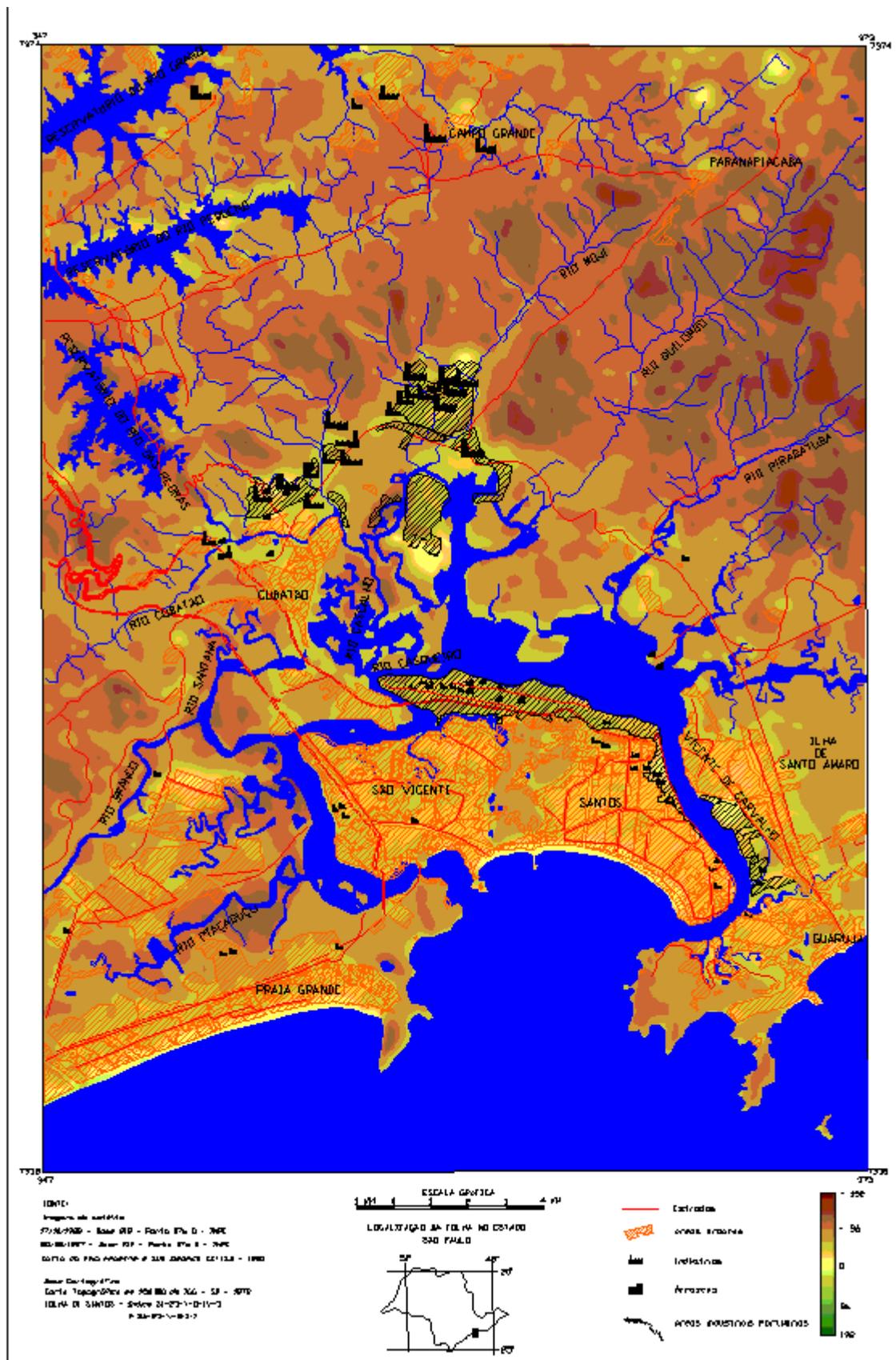


Figura 4 – Mapa das diferenças de NDVI de 1989 para 1997

Tradicionalmente, também, para melhor compreender e analisar as mudanças ocorridas em mapas de *NDVI* obtidos em diferentes datas aplica-se um procedimento de transformação binária sobre os resultados das diferenças de *NDVI*

sendo definido valores de corte (*thresholding*) baseado no histograma (Figura 5) resultante dos valores de diferenças de *NDVI*. Neste caso são estabelecidos limites inferiores e superior de variação, os quais são considerados como valores de mudança extrema positiva em caso de ganho e negativa em caso de perda.

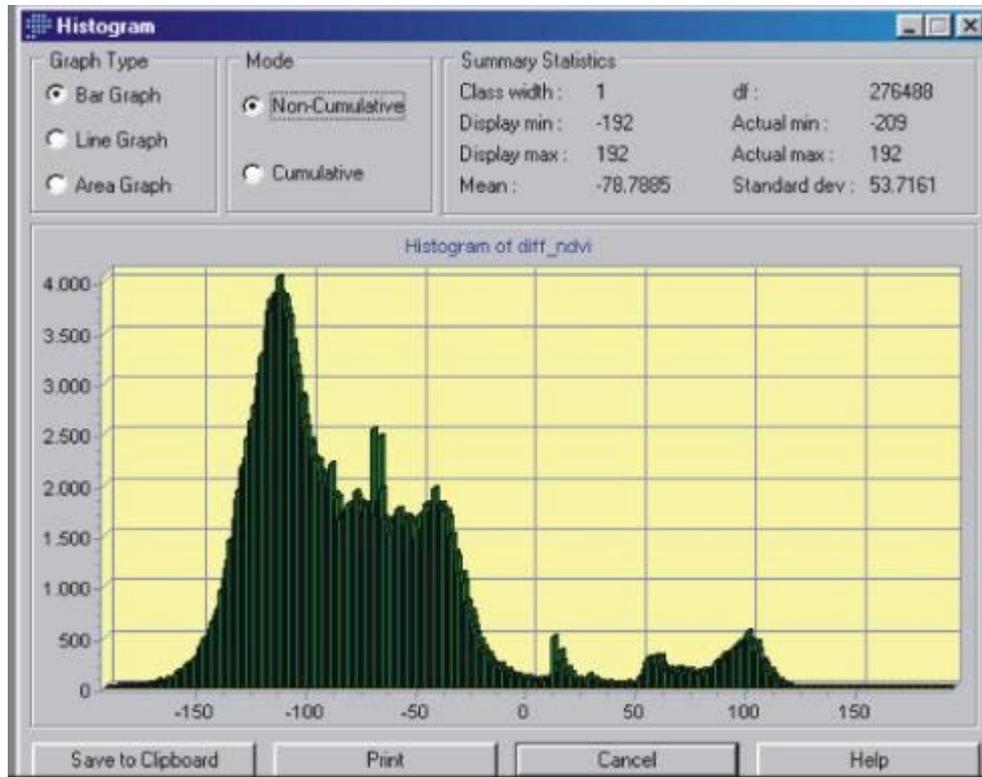


Figura 5 - Histograma do mapa da diferença de *NDVI* entre os anos avaliados:

O histograma da imagem mostrada na Figura 5 apresenta valores entre – 192 a 192, os quais são os mesmos que constam da legenda do mapa da Figura 4, com média igual a –78,7885 e desvio padrão de 53,7161. Considerando que numa curva de distribuição, a porcentagem das observações contidas dentro de aproximadamente dois desvios padrões ao redor da média é igual a 95%, os limites extremos de corte foram definidos como sendo:

$$\bar{X} \pm 2 * S_x \quad (6),$$

onde \bar{X} é a média, S_x é o desvio padrão e 2 é uma constante k positiva.

Isto significa que o valor de corte para mudanças negativas extremas foi considerado como igual a $-78,79 - 2(53,72) = -186$ e para os valores de mudanças positivas extremas, 28. Esses limites foram, então, utilizados como nível de corte para a transformação em valores indicadores de probabilidade de ocorrência (equação 3) . Quando o valor se mostrou menor que -186 atribuiu-se o valor 1, ou seja, probabilidade extrema de perda de vegetação e quando o valor foi maior que 28, atribui-se o valor 0, ou seja, probabilidade extrema de ganho de vegetação. Valores

compreendidos no intervalo de -186 a 28 tiveram atribuído probabilidades correspondentes entre 0 e 100% de ocorrência (GOOVAERTS, 1997).

Após o mapa das diferenças de *NDVI* entre os anos avaliados ser transformado em um mapa de valores binários, em que os valores de 1 representam áreas com maior perda de *NDVI* e os valores de 0 áreas com maior ganho de *NDVI* foi feita uma análise geoestatística (equação 1). Isto com o propósito de apresentar como resultado um mapa em que fosse possível observar as mudanças ocorridas na área em termos de probabilidade de perdas e ganhos de *NDVI*. A Figura 6 mostra o quadro com o mapa da superfície que se mostra anisotrópica, ou seja, uma variografia dos valores binários com menor variabilidade de NE para SW e maior variabilidade de SE para NW. O mesmo quadro mostra os variogramas experimentais dos valores da superfície variográfica para essas duas direções e um para todas as direções, ou seja, isotrópico.

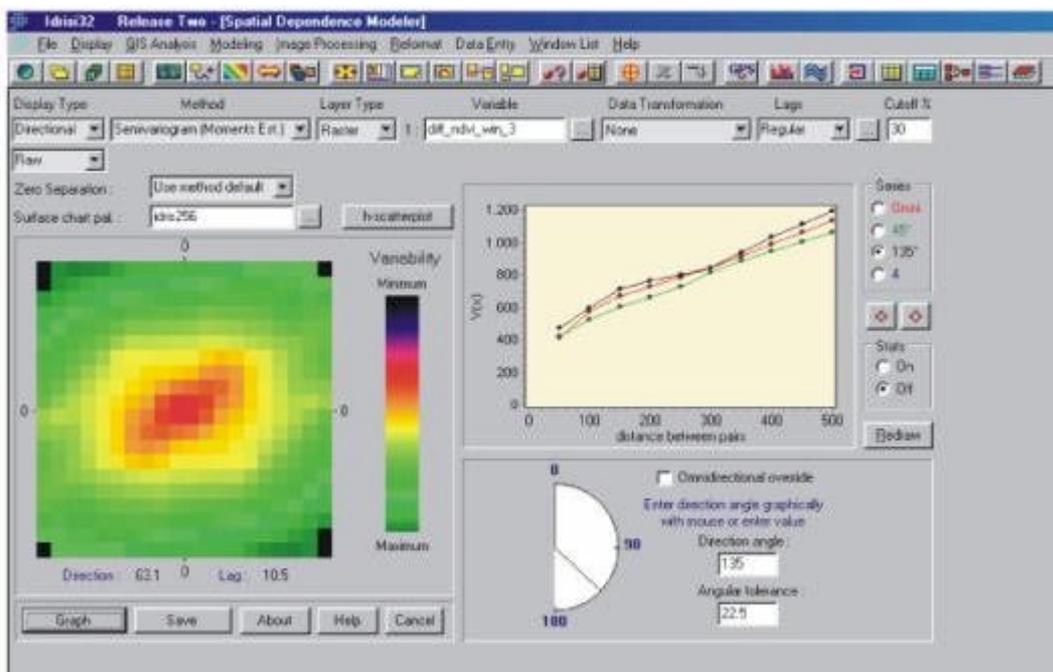


Figura 6 – Superfície variográfica e modelos experimentais do mapa de diferenças de *NDVI* entre os anos avaliados

A Figura 7 apresenta o modelo que melhor se ajustou ao conjunto de curvas dos pares de valores binários, ou seja, o modelo do tipo exponencial, com efeito pepita de 273, alcance de 380 e patamar igual a 1100, os quais foram utilizados como valores de entrada na modelagem da krigagem indicativa.

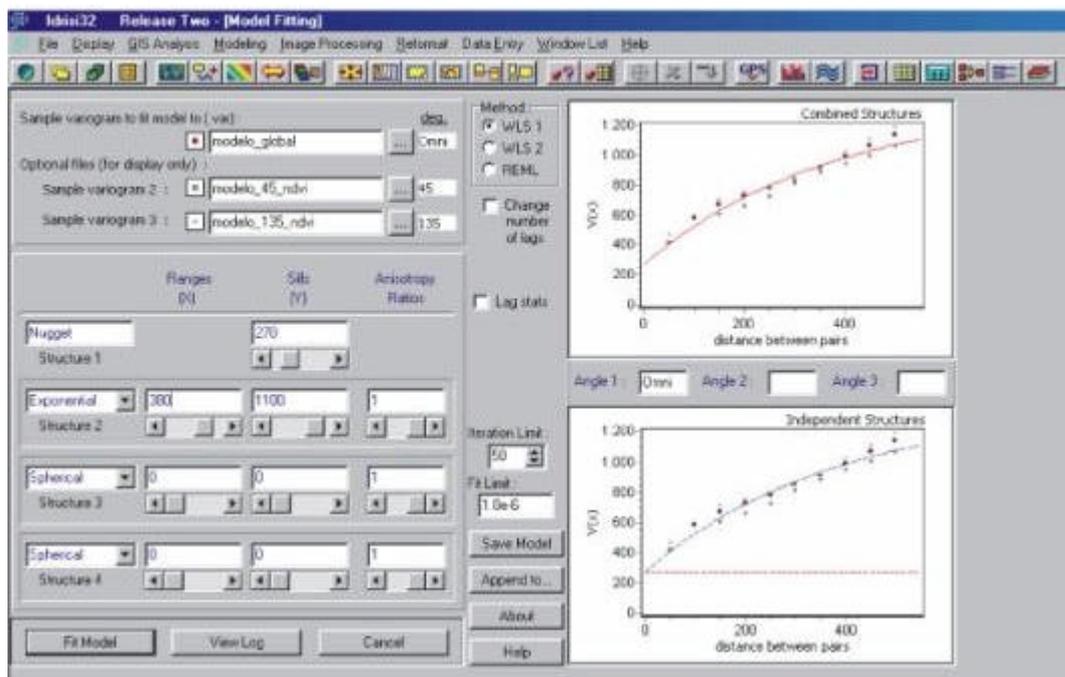


Figura 7 – Modelo variográfico para modelagem da krigagem indicativa

3.2. Krigagem indicativa dos valores de *NDVI* entre 1989 a 1997

Determinado o modelo que melhor se ajustou ao variograma experimental dos valores transformados e definidos os parâmetros de vizinhança (Figura 8), procedeu-se de forma a aplicar a krigagem indicativa. A Figura 9 mostra o mapa da krigagem indicativa com as áreas de ocorrência de mudanças significativas no *NDVI* no período analisado.

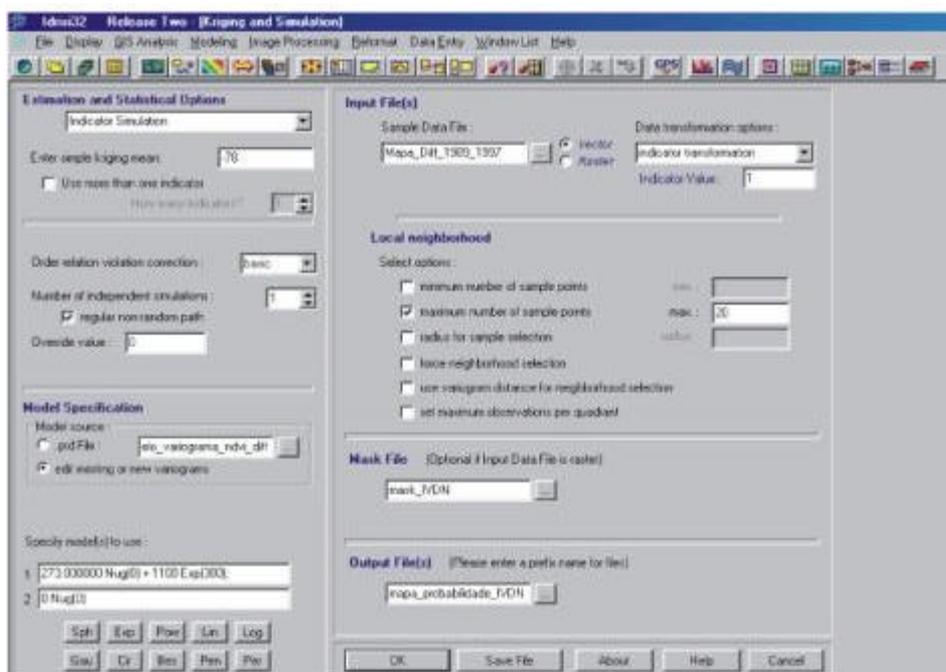


Figura 8 – Módulo para krigagem indicativa obtido pelo IDRISI 32

apresenta mudanças negativas significativas, ou seja, perda de vegetação, nas áreas representadas com cores que tendem do vermelho escuro para o preto. Alguns setores do mapa, como a faixa de leste para nordeste, apresentam áreas com até 100% de probabilidade desta ocorrência, principalmente próximo às nascentes do rio Quilombo e do rio Pirabatuba. Outra área com importante localização é o setor, que no mapa aparece separando São Vicente de Santos, com taxas de até 50% de perda, preocupante por se tratar de um morro inserido dentro de uma área urbana de forte concentração populacional em que a deterioração da vegetação pode trazer graves prejuízos ao ambiente.

Por outro lado deve ser notado que as áreas com baixa probabilidade de perda de vegetação (0 a 20%) estão concentradas nos locais de maior urbanização e também próximos dos setores industriais. Esta coincidência pode estar associada aos programas de controle e recuperação da vegetação por parte dos órgãos públicos e ambiental que obriga as prefeituras e indústrias a manterem seus programas de monitoramento ambiental.

Por fim, pode-se recomendar este tipo de técnica para se fazer o mapeamento contínuo da cobertura vegetal, como forma de analisar e monitorar a variabilidade da vegetação e indicação de áreas de risco em bases probabilísticas.

4. CONCLUSÕES

Neste trabalho realizou-se o mapeamento utilizando a técnica de composição de imagens *NDVI* para os anos de 1989 e 1997. Esta técnica mostrou ser eficiente, pois além de demonstrar as condições da área com relação à vegetação, possibilitou a elaboração de um mapa onde pode-se observar a diferença entre os *NDVI* dos anos enfocados e a identificação das áreas com maiores mudanças, evidenciadas pela associação de cores às faixas dos valores do *NDVI*.

Foram computadas as estatísticas das imagens digitais, como meio de facilitar a análise da variabilidade do *NDVI* da vegetação e, finalmente, utilizado a técnica de krigagem indicativa, foi possível gerar um mapa com as áreas de maiores chances de ocorrência de mudança no *NDVI* entre os anos avaliados, resultados estes apresentados em forma probabilística.

5. AGRADECIMENTOS

Agradecimentos à Fundação de Amparo a Pesquisa do Estado de São Paulo (FAPESP) pelo financiamento do projeto de Doutorado (Processo: 98/01162-2) do qual este trabalho fez parte. Agradecimentos também aos relatores que

contribuíram para uma significativa melhoria do texto.

6 - REFERÊNCIAS

- ATINKINSON, P. M.; CURRAN, P.J. Defining an optimal size of support for Remote Sensing Investigation. *IEEE Transaction on Geosciences and Remote Sensing*. v. 33, p. 768-776, 1995.
- BERBEROGLU, S.; LLOYD, C. D.; ATKINSON, P. M. & CURRAN P. J. **The** integration of spectral and textural information using neural networks for land cover mapping in the Mediterranean. *Computer & Geosciences* . v. 26, n.4, p.385-396, 2000.
- CHICA-OLMO, M.; ABARCA-HERNÁNDEZ, F. Radiometric corregionalization of Landsat TM and SPOT HRV images. *International Journal of Remote Sensing*. v. 19, p. 997-1005, 1998.
- CHICA-OLMO, M.; ABARCA-HERNÁNDEZ, F. Computing geostatistical image texture for remotely sensed data classification. *Computer & Geosciences*. v. 26, n.4, p. 373-383, 2000.
- CURRAN, P.J. The semivariograma in remote sensing: an introduction. *Remote Sensing of Environment*. v. 24, p. 493-507, 1988.
- EASTMAN, J.R.; McKENDRY, J.E & FULK, M. A. *Change and Time Series Analysis*. UNITAR. Clark University, Worcester, USA. Second Edition, 1995.
- EASTMAN, J.R. *Idrisi32 Production*. Clark University, Worcester, MA, USA, 2001.
- GOOVAERTS, P. *Geostatistics for Natural Resources Evaluation*. Oxford University Press, New York, 1997.
- HOLBEN, B. N. Characteristics of maximum-value composite images from temporal AVHRR data. *International Journal of Remote Sensing*. v. 7, n. 11, p.1417-1434, 1986.
- ISAAKS, E.H.; SRIVASTAVA, R.M. *An introduction to applied geostatistics*. New York: Oxford University Press, 1989.
- JOURNAL, A.G.; HUIJBREGTS, J.C.H. *Mining geostatistics*. Academic Press, London, 1978.
- JOURNAL, A.G. *Fundamentals of geostatistics in five lessons*. Short course in Geology, American Geophysical Union, v. 8. Washington, USA, 1989.

- LACAZE, B.; RAMBAL, S.; WINKEL, T. Identifying spatial patterns of Mediterranean landscapes from geostatistical analyses of remotely-sensed data. *International Journal of Remote Sensing*. v.15, p. 2437-2450, 1994.
- LARK, R.M. Geoestatistical description of texture on an aerial photograph for discriminating classes of land cover. *International Journal of Remote Sensing*. v. 17, p. 2115-2133, 1996.
- LOURENÇO, R.W. Modelagem geoestatística por geoprocessamento em uma área da Baixada Santista. Tese (doutorado) UNESP – IGCE, Rio Claro-SP, 257 p., 2002.
- ROSSI, R. E.; DUNGAN, J.E.; BECK, L.R. Kriging in the shadows: Geostatistical interpolation for remote sensing. *Remote Sensing of Environment*, v. 49, Issue 1, p. 32-40, 1994.
- TUCKER, C.J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation. *Remote Sensing of Environment*, v. 8, n.2, p. 127-150, 1979.
- WALLACE, C.S.A.; WATTS, J.M.; YOOL, S.R.. Characterizing the spatial structure communities in the Mojave Desert using geostatistical techniques. *Computer & Geosciences*. v.26, n.4, p. 397-410, 2000.
- WOODCOCK, C.E.; HARWARD, V.J. Nested hierarchical scene models and image segmentation. *International Journal of Remote Sensing*. v.3, p.167-3187, 1992.
-

* Energia refletida na região do vermelho no espectro eletromagnético

** Energia refletida na região do infravermelho próximo no espectro eletromagnético