

## **Classificação de Imagens Digitais: comparação entre vários métodos**

**ÉDIS MAFRA LAPOLLI <sup>1,2</sup>  
ALCEU RIBEIRO ALVES <sup>1,3</sup>  
RICARDO MIRANDA BARCIA <sup>4</sup>**

**<sup>1</sup>LARS/SC - Lab. Associado de Sensoriamento Remoto/SC  
Rua: Tenente Silveira, 94, 5o andar  
88010-300 Florianópolis, SC, Brasil**

**<sup>2</sup>UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina  
Centro Tecnológico  
Departamento de Engenharia Civil**

**<sup>3</sup>UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina  
Centro Tecnológico  
Departamento de Informática e de Estatística**

**<sup>4</sup>UFSC - Universidade Federal de Santa Catarina  
Centro Tecnológico  
Departamento de Engenharia de Produção e Sistemas**

**Abstract.** The purpose of this work is to make a comparison between the various methods for image classification available at the SITIM-150: Euclidean distance, maximum likelihood and parallelepiped approach. The chosen test area was the municipality of Joinville, SC. The main objective of this study is to test the several methods and to verify that one is better to classify an area to urban pattern analysis.

## Introdução

A classificação de imagens é um processo que desperta grande interesse na área de processamento digital. O objetivo da classificação é particionar um espaço característico em regiões que representam as diversas classes.

Para a classificação de imagens, existem dois tipos de técnicas: técnicas supervisionadas e não supervisionadas. Nas técnicas supervisionadas, as classes são definidas "a priori" e cada pixel é atribuído a uma determinada classe, através do uso de uma função discriminante. Nas técnicas não supervisionadas, o próprio classificador define as classes componentes e atribui cada um dos pixels a uma das classes.

Neste trabalho, é feita uma comparação entre os métodos de classificação supervisionados disponíveis no Sistema de Tratamento de Imagens (SITIM-150): Distância Euclidiana, Máxima Verossimilhança e Método do Paralelepípedo.

A aplicação dos diferentes métodos para análise foi feita em uma área teste, situada no Município de Joinville, no nordeste do Estado de Santa Catarina. Foi utilizada uma imagem SPOT, com três bandas (R, G e B), resultante da combinação das bandas multiespectral e pancromática, a qual passou por um processo de registro, filtragem e transformação IHS.

O objetivo é comparar os vários métodos, no sentido de verificar qual deles apresenta melhores resultados quando a finalidade é analisar áreas urbanas.

## Classificação de Imagens Utilizando Técnicas Supervisionadas

Na classificação de imagens utilizando técnicas supervisionadas, as classes devem ser definidas "a priori". O analista deve ter algum conhecimento a respeito da área a ser classificada.

Inicialmente, são definidas as classes de interesse. Para cada uma das classes são fornecidas ao classificador amostras de regiões que se tenha conhecimento "a priori" que pertencem àquela classe. Essas amostras, chamadas amostras de treinamento, servem para que sejam aplicadas as funções discriminantes, que serão aplicadas a todos os pixels da imagem, de forma que cada um deles seja atribuído a uma determinada classe.

A precisão de classificação irá depender tanto das amostras fornecidas inicialmente como da função discriminante aplicada. É nesse último item, basicamente, que se diferenciam os métodos disponíveis no SITIM-150.

## Método do Paralelepípedo

No Método do Paralelepípedo (JENSEN,1986), para cada amostra de treinamento fornecida pelo usuário são analisados os níveis de cinza em cada uma das bandas. Com base nesses níveis de cinza, é construído um histograma. Os limites inferior e superior deste histograma são usados para limitar os níveis de cinza daquela classe, na banda considerada. A partir desses limites e levando em consideração as "k" bandas utilizadas no processo, é construído um paralelepípedo no plano n-dimensional.

A regra de decisão é: o pixel "x" pertence a classe "i", se, para todas as bandas, o valor de "x" se situa dentro do paralelepípedo no espaço k-dimensional correspondente à classe "i".

Para cada amostra de treinamento fornecida, é construído um paralelepípedo. Se houver mais de uma amostra de treinamento para uma determinada classe, haverá também mais de um paralelepípedo representando essa classe.

Deve-se tomar cuidado na aquisição das amostras de treinamento, para que não ocorram intersecções entre paralelepípedos que representem classes diferentes, pois isso possibilitaria a atribuição de um único elemento a mais de uma classe. Para evitar esse problema, em algumas implementações desse método o analista tem condições de intervir, alterando de forma conveniente os limites das amostras de treinamento. Isso deve ser feito com uma certa cautela, de modo que não ocasione desvios nos valores representativos das diversas classes.

## O Método da Distância Euclidiana

No Método da Distância Euclidiana (JENSEN,1986), as amostras de treinamento correspondentes a cada uma das classes são utilizadas para o cálculo de um vetor de médias, correspondendo às diferentes bandas utilizadas no processo de classificação. Esse vetor de médias corresponde a um ponto no espaço k-dimensional. Assim, para cada classe definida pelo analista, é calculado um vetor de médias.

Para classificar um pixel, calcula-se a distância euclidiana entre o pixel e o vetor de médias de cada uma das classes.

A regra de decisão é: o pixel "x" é classificado na classe de cujo vetor de médias apresente a menor distância.

Para evitar que pixels muito distante das médias da classe sejam nela classificados, alguns algoritmos exigem que o analista estabeleça um limiar além do qual o pixel não será atribuído à classe, mesmo que esteja mais próximo de sua média. Quando isso ocorre, o pixel é atribuído a uma categoria não classificada.

### O Método da Máxima Verossimilhança

Para apresentar o Método de Máxima Verossimilhança, segundo SWAIN & DAVIS (1978), deve-se inicialmente definir  $p(x/w_i)$ , ou seja, a função densidade de probabilidade associada com o vetor de medidas "x", dado que "x" representa um padrão de classe "i". Seja ainda  $p(w_i)$  a probabilidade "a priori" da classe "i", ou a probabilidade de observar um padrão da classe "i", independentemente de outra informação.

A regra de máxima verossimilhança é a seguinte: o pixel "x" é atribuído à classe "i" se e somente se:

$$p(x/w_i)p(w_i) \geq p(x/w_j)p(w_j), \text{ para todo e qualquer } j=1,2,\dots,m.$$

A função discriminante  $p(x/w_i)p(w_i)$  representa a probabilidade de obter simultaneamente o vetor "x" e a classe "i", significando a aplicação da regra de Bayes para tomada de decisão: atribuir o pixel "i" à classe a que apresenta a maior probabilidade de pertencer.

SWAIN & DAVIS (1978) demonstram que, se as funções de probabilidade associadas com as diferentes classes puderem ser supostas funções densidade normais multivariadas, as funções discriminantes, no Método da Máxima Verossimilhança, resumem-se à computação do valor de uma variável com distribuição qui-quadrado com "n" graus de liberdade, sendo "n" a dimensionalidade de "x", ou o número de bandas usadas na classificação.

Para evitar que pixels com probabilidades muito pequenas de pertencer a cada uma das classes sejam classificados numa dessas classes, o algoritmo permite que sejam definidos limiares para o valor das probabilidades. Se o pixel não

atingir um valor de probabilidade superior a esse limiar em nenhuma das classes, não será classificado.

### Resultados e Discussões

Inicialmente, foi realizada a classificação da imagem usando o Método do Paralelepípedo. O primeiro passo foi a definição da imagem e bandas a serem classificadas (R,G,B). Definida também a área da imagem a ser classificada, para cada classe a ser considerada, escolheu-se um tema (cor) e foi dado um nome. As classes definidas e os respectivos temas foram as apresentadas na TABELA 1.

TABELA 1: Classes definidas no emprego do Método do Paralelepípedo

Classe	Tema	Descrição
veg1	1 (vermelho)	vegetação menos densa
veg2	5 (violeta)	vegetação mais densa
veg3	2 (verde)	vegetação misturada com padrões urbanos
agua	4 (azul escuro)	agua
urb1	6 (azul claro)	área urbana (residencial)
urb2	3 (amarelo)	área urbana (industrial)
urb3	7 (marrom)	área urbana (arruamento e solo exposto)

A seguir, foram definidas, para cada classe, as amostras de treinamento. É apresentado, então, um histograma dos elementos de cada amostra de treinamento, para cada uma das bandas consideradas. Foram feitos os ajustes convenientes nos limites inferior e superior de cada histograma, de forma que não houvesse superposição de paralelepípedos em classes diferentes. Os limites finais em cada classe e cada banda são apresentados na TABELA 2.

A FIGURA 1 mostra o resultado da classificação pelo Método do Paralelepípedo.

Na TABELA 3, é apresentado o número de pontos e a área de cada uma das classes.

TABELA 2: MÉTODO DO PARALELEPÍPEDO - Limites dos níveis de cinza nas diferentes bandas em cada classe

Classe	Banda R		Banda G		Banda B	
	LI	LS	LI	LS	LI	LS
veg1	44	81	17	56	24	68
veg2	12	43	17	32	20	52
veg3*	20	43	33	56	40	63
	17	43	33	73	20	39
agua	0	16	33	72	36	70
urb1	17	53	57	120	46	69
urb2	31	109	73	255	105	255
urb3	35	110	74	170	70	104

\* Para veg3 foram definidas duas amostras

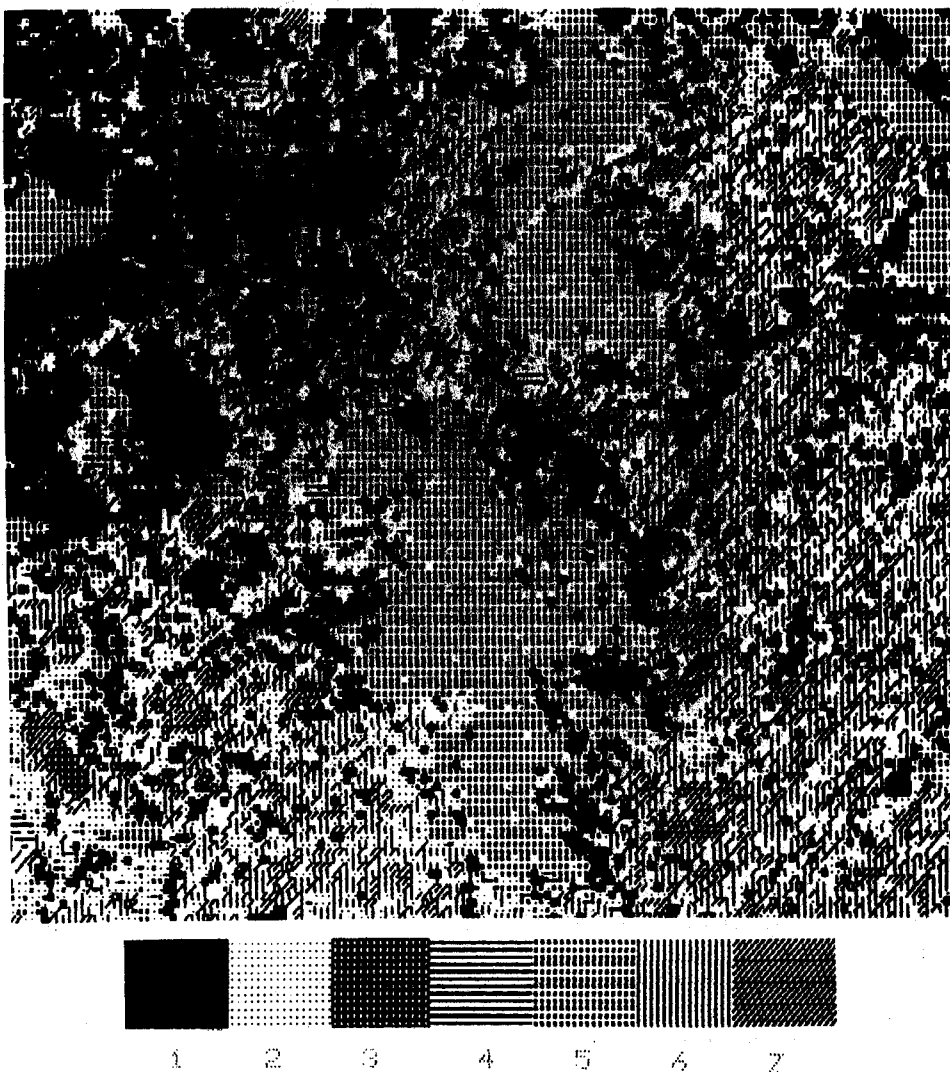


FIGURA 1: Resultado da classificação pelo Método do Paralelepípedo

Na aplicação do Método de Máxima Verossimilhança, inicialmente foram definidas as mesmas classes utilizadas no Método do

Paralelepípedo. Como a área de pontos não classificados era muito grande, optou-se por acrescentar outra classe (ESTVEG),

correspondente à mistura de solo exposto com vegetação. As amostras também foram selecionadas de forma a que a percentagem de pontos da amostra classificados corretamente na classe correspondente fosse maior que 80%. Escolheu-se um limiar de 7,8 correspondente a um nível de significância de 90%. A área total de pontos classificados em cada classe está apresentada na TABELA 4.

Na FIGURA 2, é apresentado o resultado da classificação pelo Método da Máxima Verossimilhança.

Finalmente, foi realizada a classificação pelo Método da Distância Euclidiana. Utilizando-se as mesmas classes e amostras da classificação pelo Método da Máxima Verossimilhança, o resultado da classificação é apresentado na FIGURA 3.

TABELA 3: Método do Paralelepípedo - Total de pontos classificados e área, em cada uma das classes

Classe	Pontos Classificados	Área (Km <sup>2</sup> )
veg1	59736	5,9738
veg2	58311	5,8311
veg3	30735	3,0735
agua	2056	0,2056
urb1	40993	4,0993
urb2	2984	0,2984
urb3	28029	2,8029
não classificada	17796	1,7796
total	240640	24,0640

TABELA 4: Método da Máxima Verossimilhança - Área de cada uma das classes

Classe	Área (Km <sup>2</sup> )
veg1	5,2026
veg2	3,7267
veg3	2,8781
agua	0,0816
urb1	5,5591
urb2	0,6264
urb3	0,7060
estveg	0,6565
não classificada	4,6270
total	24,0640

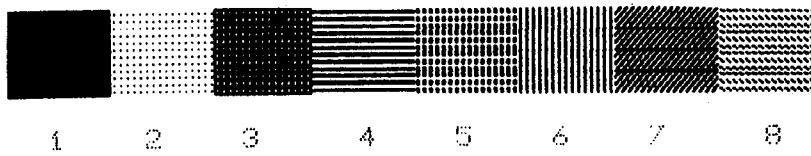
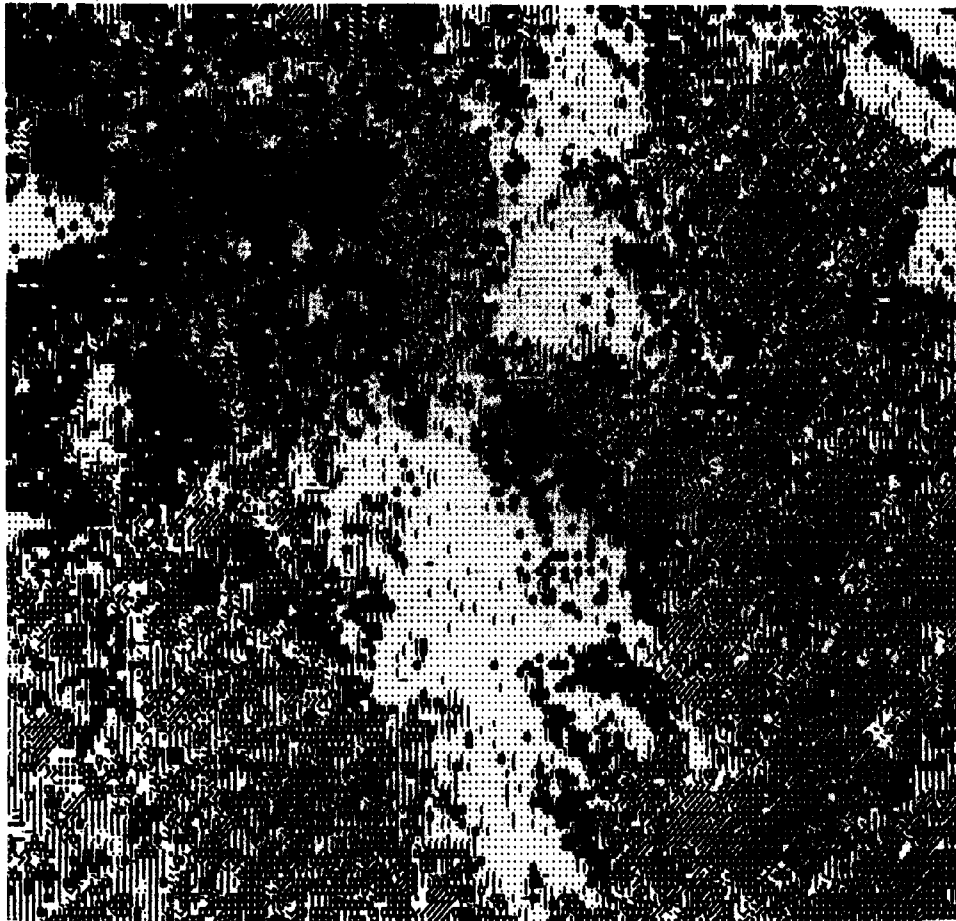
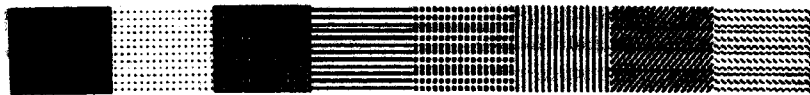
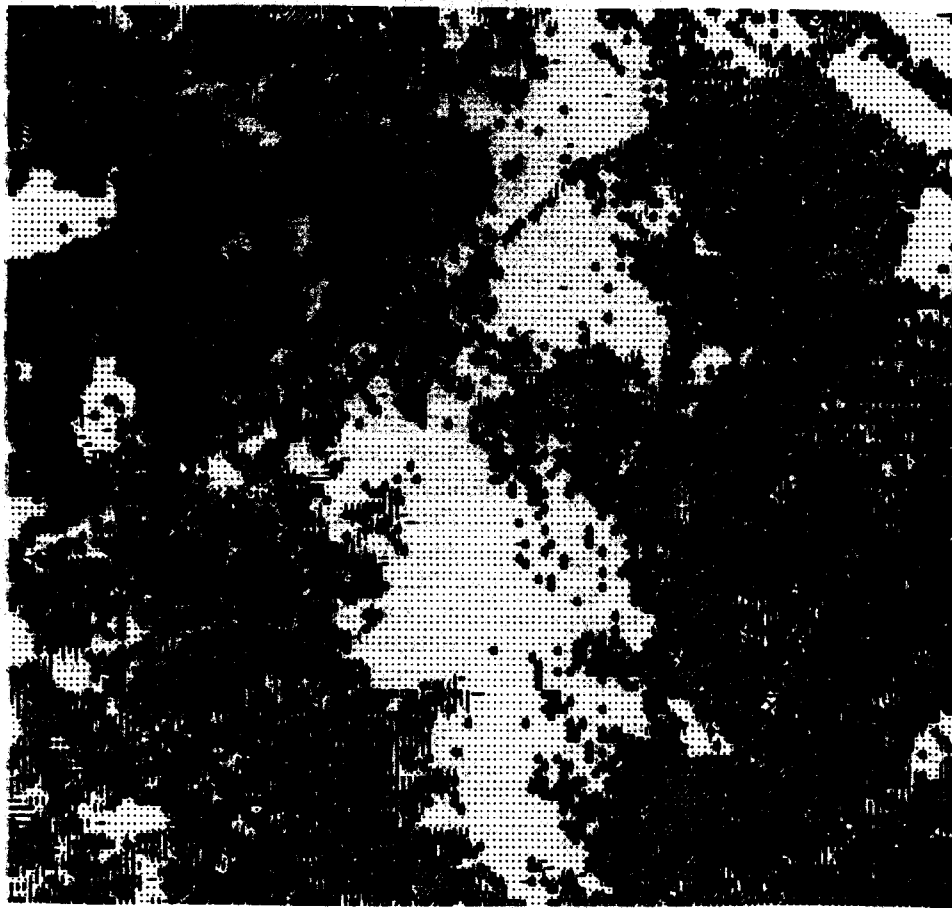


FIGURA 2: Resultado da classificação pelo Método da Máxima Verossimilhança



1 2 3 4 5 6 7 8

**FIGURA 3: Resultado da classificação pelo Método da Distância Euclidiana**

Na TABELA 5, é apresentada a área classificada em cada uma das classes, pelo Método da Distância Euclidiana.

TABELA 5: Método da Distância Euclidiana - Área de cada uma das classes

Classe	Área (Km <sup>2</sup> )
veg1	6,0167
veg2	6,0335
veg3	2,9697
agua	0,2201
urb1	5,6102
urb2	0,1338
urb3	2,3693
estveg	0,7107
não classificada	0,0000
total	24,0640

### Considerações Finais

A comparação dos três métodos utilizados no SITIM-150 permite-nos considerar o seguinte:

- o Método do Paralelepípedo e o de Máxima Verossimilhança permitem uma maior interferência do usuário no processo que o da Distância Euclidiana. No Método do Paralelepípedo, essa interferência pode ser decisiva, pois o usuário pode escolher os limites dos níveis de cinza para cada classe, o que pode ocasionar distorções. No Método da Máxima Verossimilhança, essa interferência é realizada através da alteração dos limiares da probabilidade mínima, o que tem reflexos na quantidade de pontos classificados. Isso não é possível no Método da Distância Euclidiana, que classifica todos os pontos da imagem;

- o Método da Distância Euclidiana apresentou um resultado com classes mais uniformes; os dois outros métodos apresentaram uma maior mistura de classes. Embora, no primeiro caso, a imagem temática resultante tenha um melhor resultado visual, parece não ser muito adequado para análise de áreas urbanas, em que se sabe existir realmente uma grande mistura de classes;

- é de fundamental importância, na aplicação de cada um desses métodos, que o usuário tenha um bom conhecimento prévio da área a ser

classificada. Embora a automatização do processo seja relamente desejável, a sua correção irá depender unicamente de uma escolha adequada das classes e do fornecimento de amostras que sejam realmente representativas das classes consideradas;

- embora exista toda uma teoria que fundamenta a aplicação de cada um dos métodos, eles somente funcionarão de forma adequada se o analista realizar um trabalho iterativo. Esse trabalho consiste em definir classes, adquirir amostras, definir limites e realizar o processo de classificação, repetindo esses passos e realizando redefinições, inclusive com o apoio de trabalho de campo, até que o resultado obtido seja considerado satisfatório. Sem um trabalho metuculoso e exaustivo de parte do analista, nenhum dos processos utilizados será bom o suficiente.

### Referências:

- CHUVIECO, E. e CONGALTON, R. G. Using Cluster Analysis to Improve the Selection of Training Statistics in Classifying Remotely Sensed Data. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 54(9): 1275-1281. Set. 1988.
- HARTIGAN, J. A. *Clustering Algorithms*. New York, John Wiley, 1975. 352p.
- JENSEN, J. R. *Introductory Digital Image Processing - a Remote Sensing Perspective*. Englewood Cliffs, Prentice Hall, 1986. 380p.
- LAPOLLI, É. M.; ALVES, A. R.; BASTOS, L. C. e LAPOLLI, F. R. *Classificación de Imagenes Digitales: Técnicas Usuales y Nuevas Perspectivas. V Simpósio Latino Americano de Percepcion Remote*. Cuzco, Peru, 1991. p.589-595.
- SWAIN, P. H. e DAVIS, S. M. *Remote Sensing: The Quantitative Approach*. New York, Mc Graw-Hill, 1978. 396p.