

## INVESTIGAÇÃO COM RESPEITO A APLICAÇÃO DOS FILTROS DE GABOR NA CLASSIFICAÇÃO SUPERVISIONADA DE IMAGENS DIGITAIS

Neide Pizzolato Angelo

pizzolat@mat.ufrgs.br

Vitor Haertel

haertel@if.ufrgs.br

Centro de Sensoriamento Remoto - Universidade Federal do Rio Grande do Sul

C.P. 15044 - Porto Alegre RS 91501-970

### RESUMO

O atributo textura constitui-se em uma importante fonte de dados para o processo de classificação de imagens, contribuindo em muitos casos para uma melhoria na exatidão do processo de classificação. A finalidade do presente estudo consiste em desenvolver e testar um método para classificação de imagens digitais implementado atributos de textura extraídos por meio de filtros de Gabor. Inicialmente um conjunto de filtros de Gabor é gerado para a imagem a ser classificada. Os parâmetros utilizados em cada filtro são estimados por meio da análise de Fourier aplicada às amostras das classes existentes na imagem. Cada um dos filtros de Gabor gerados desta forma, dá origem a uma imagem filtrada, a qual caracteriza uma determinada frequência espacial da imagem original. Como resultado deste processo, obtém-se um conjunto de imagens filtradas, que servem para caracterizar as características texturais presentes na imagem. Por esta razão, estas imagens são por vezes denominadas de “bandas texturais”. A imagem multidimensional assim obtida pode então ser classificada por meio de um dos vários processos disponíveis para classificação de dados multivariados. Neste estudo utiliza-se os classificadores Maxima Verossimilhança Gaussiana e Distância Euclidiana Mínima. O processo proposto, é então analisado, especialmente no que se refere aos parâmetros adotados nos vários filtros de Gabor, e em função da exatidão dos resultados da classificação. A metodologia proposta é testada, utilizando-se dados reais e sintéticos.

### 1. INTRODUÇÃO

Métodos utilizando atributos de textura no processo de classificação de imagens, vem sendo objeto de estudo por vários pesquisadores. Uma visão bastante geral do atributo textura pode ser encontrada em Haralick [1]. Progressos recentes na área de tecnologia de computadores, tornaram possível a utilização prática de outros processos que até então tinham um interesse apenas teórico, por requererem um tempo computacional demasiadamente elevado. Apesar de sua importância no processo de análise de imagens digitais, não se dispõe de uma definição geral quantitativa para textura. Uma definição frequentemente utilizada, define textura como uma repetição de padrões elementares ao longo de uma região da imagem. Esta definição apresenta um caráter determinista, geralmente não adequado a imagens utilizadas em Sensoriamento Remoto. Por esta razão, neste estudo é empregada a definição proposta por Sklansky [2]: “Uma região em uma imagem apresenta uma textura única se um conjunto de estatísticas ou outra propriedade local da imagem for constante, de variação suave ou aproximadamente periódica”. Esta definição permite a caracterização de classes que ocorrem em cenas naturais, permitindo o uso do atributo textura no processo de classificação. Este estudo propõe-se a desenvolver e testar um algoritmo para fins de classificação supervisionada de imagens com base em textura. A abordagem adotada consiste das seguintes etapas: (1) seleção de áreas representativas de cada classe (amostras); (2) identificação das frequências espaciais mais representativas de cada classe; (3) seleção das frequências mais adequadas para fins de separação das classes; (4) construção de filtros de Gabor adequados a cada uma das frequências selecionadas; (5) convolução de cada filtro com a imagem, gerando um número igual de imagens filtradas que poderiam ser denominadas “bandas texturais”; (6) classificação da imagem usando as “bandas texturais” e (7) análise da performance da metodologia proposta.

## 2. METODOLOGIA

Neste estudo, a extração das características de textura nas diferentes regiões de uma imagem é realizada por um processo de filtragem seletiva. Entre as várias alternativas disponíveis, os filtros de Gabor [3] provaram ser altamente eficientes no processo de análise de textura a partir de frequências espaciais. Em seu trabalho pioneiro, Gabor [3], [4] demonstrou que a capacidade de caracterizar um sinal simultaneamente nos domínios temporal (ou espacial) e das frequências, é limitada pela “relação de incerteza conjunta”, também conhecida como “princípio de Heisenberg”:

$$(\Delta t) (\Delta \omega) \geq 1/4\pi$$

onde,  $\Delta t$  e  $\Delta \omega$  representam incerteza nos domínios temporal e das frequências respectivamente. Gabor determinou a família de funções que atingem este limite inferior de incerteza conjunta, como sendo

$$f(t) = \exp\left[-\frac{1}{2}\left(\frac{t}{\sigma}\right)^2 + i\omega t\right] \quad (1)$$

Essencialmente, esta função descreve uma onda senoidal com frequência  $\omega$  modulada por um envelope Gaussiano com duração (ou extensão)  $\sigma$ .

O conjunto original de filtros proposto por Gabor foi estendido para o caso bi-dimensional por Daugman [4], podendo portanto ser aplicado para dados do tipo imagem. O filtro bi-dimensional é representado pela função

$$f(x, y, u_0, v_0, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \exp\{2\pi i(u_0x + v_0y)\} \quad (2)$$

Esta função complexa pode ser melhor entendida pelas suas componentes real ( $f_R$ ) e imaginária ( $f_I$ ):

$$f_R(x, y, u_0, v_0, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \cos(2\pi(u_0x + v_0y)) \quad (3)$$

$$f_I(x, y, u_0, v_0, \sigma_x, \sigma_y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\left(\frac{x}{\sigma_x}\right)^2 + \left(\frac{y}{\sigma_y}\right)^2\right]\right\} \sin(2\pi(u_0x + v_0y)) \quad (4)$$

onde  $u_0, v_0$  representam a frequência espacial implementada no filtro ao longo das direções x e y, respectivamente e  $\sigma_x, \sigma_y$  a extensão espacial da função de Gabor. Os limites inferiores de resolução ficam então:

$$\begin{aligned} (\Delta x) (\Delta u) &= 1/4\pi \\ (\Delta y) (\Delta v) &= 1/4\pi \\ (\Delta x) (\Delta u) (\Delta y) (\Delta v) &= 1/16\pi^2 \end{aligned}$$

Um melhor entendimento dos filtros de Gabor pode ser obtido examinando as funções (2) e (3) no domínio de Fourier

$$F(u, v, \sigma_x, \sigma_y, u_0, v_0) = \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[(u - u_0)^2 \sigma_x^2 + (v - v_0)^2 \sigma_y^2\right]\right\} \quad (5)$$

A transformada de Fourier da componente real (3) é dada por:

$$F_R(u, v, \sigma_x, \sigma_y, u_0, v_0) = \left[ \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\sigma_x^2(u-u_0)^2 + \sigma_y^2(v-v_0)^2\right]\right\}\right] + \left[ \exp\left\{-\frac{1}{2}\left[\sigma_x^2(u+u_0)^2 + \sigma_y^2(v+v_0)^2\right]\right\}\right] \quad (6)$$

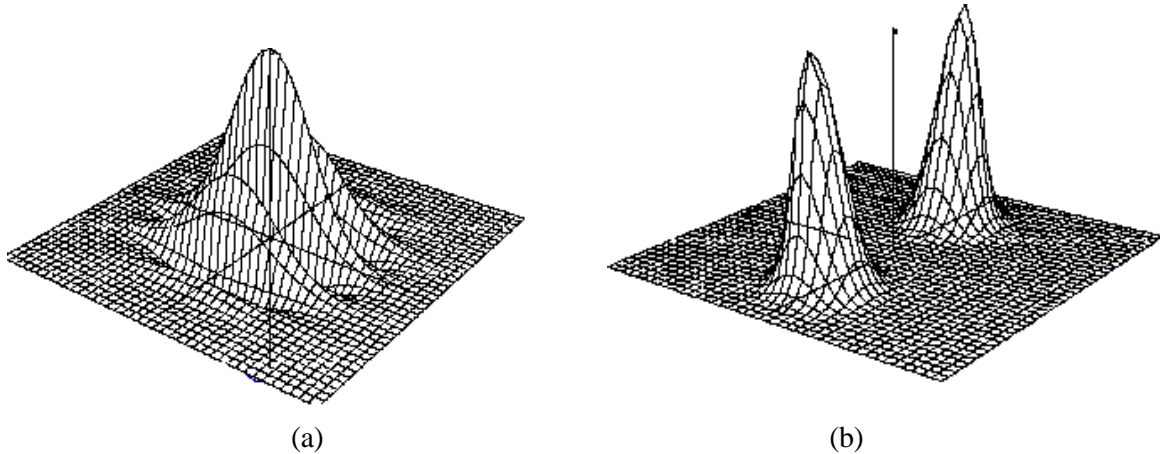


Fig. 1 Componente real da função de Gabor, (a) no domínio espacial e (b) no domínio das frequências

A figura 1 (b) é especialmente ilustrativa do comportamento da componente real de (2). Apresenta duas exponenciais Gaussianas centradas na frequência selecionada  $(u_0, v_0)$  e  $(-u_0, -v_0)$  e com variâncias iguais a  $1/\sigma_x^2$  e  $1/\sigma_y^2$ . Uma função similar pode ser derivada para a componente imaginária (4). É importante observar pelas equações (3) e (6) que a extensão do filtro varia inversamente nos domínios espacial e das frequências. Filtros com extensão (ou largura de banda) pequena no domínio espacial apresentam a vantagem de permitir uma melhor resolução espacial entre as diferentes regiões texturais em uma imagem e portanto melhores condições no processo de classificação. Por outro lado, uma largura de banda menor no domínio das frequências permite uma melhor discriminação entre diferentes frequências espaciais e portanto entre diferentes texturas. Estas considerações evidenciam a vantagem apresentada pelos filtros de Gabor, que possuem uma resolução conjunta ótima nos dois domínios. A seleção dos parâmetros  $\sigma_x, \sigma_y$  envolve as seguintes considerações. Para que o filtro possa capturar corretamente a frequência desejada no domínio espacial, as dimensões do filtro medidas neste domínio ( $dim_x, dim_y$ ) deve abranger pelo menos um período completo desta frequência. Como o período é igual ao inverso da frequência, tem-se a seguinte condição:

$$\begin{aligned} dim_x &\geq 1/u_0 \\ dim_y &\geq 1/v_0 \end{aligned} \quad (7)$$

Como limite superior tomou-se a própria dimensão da amostra. Desta forma tem-se assegurado que o filtro tem dimensões suficientes para capturar a frequência espacial que o gerou. Neste estudo decidiu-se tomar um valor único para a extensão espacial dos filtros, igual ao maior período ( $1/u_0$  ou  $1/v_0$ ), não excedendo a dimensão da amostra:

$$\dim = \dim_x = \dim_y = \max \left( \frac{1}{u_{0,i}}, \frac{1}{v_{0,i}} \right)$$

if  $\dim >$  limite superior  
 $\dim =$  limite superior

(8)

Esta simplificação pode ser justificada da seguinte forma: a dimensão única proposta é grande o suficiente para capturar todas as frequências amostradas. Também, uma amostra correspondente a uma frequência alta, poderia gerar um filtro com dimensão espacial pequena. No processo de filtragem, este filtro ao ser aplicado a regiões da imagem caracterizadas por baixas frequências espaciais poderia gerar informações errôneas, ao capturar estas baixas frequências de forma parcial e incompleta. Como uma vantagem adicional, este critério simplifica a implementação do algoritmo em computador. Finalmente, a extensão espacial do filtro -  $\sigma$  - deve ser obtida da dimensão  $\dim$ . Idealmente,  $\sigma$  deveria ser tal que o filtro abrangesse aproximadamente uma área igual ao valor de  $\dim$ . Para uma função Gaussiana incluir 99.73% da área definida por  $\dim$ ,  $\sigma$  de ser igual a

$$\sigma = \frac{\dim}{6}$$
(9)

### 3. EXPERIMENTOS

Com a finalidade de testar a metodologia proposta, foram desenvolvidos experimentos utilizando os dados seguintes: (1) um sinal sintético, (2) uma imagem sintética formada por texturas naturais extraídas do Album de Brodatz [5] e (4) uma cena natural obtida por digitalização de uma fotografia aérea.

#### 3.1 EXPERIMENTOS UTILIZANDO SINAIS SINTÉTICOS

A importância deste experimento reside na simplicidade dos dados, o que por sua vez permite um melhor entendimento das características do método proposto. O primeiro experimento analisa o sinal ilustrado na Figura 2. Este sinal é formado por três diferentes frequências (1/128 Hz, 10/128 Hz e 4/128 Hz). Um experimento inicial foi desenvolvido utilizando valores individuais para a extensão espacial  $\sigma$  em cada um dos três filtros (128/6, 128/60 e 128/24). O resultado da classificação está ilustrado na Figura 3, que mostra claramente um resultado não satisfatório, isto é, as três classes presentes no sinal não foram adequadamente separadas. A provável explicação para este resultado pode ser encontrada na consideração anteriormente exposta: o filtro gerado para frequências mais altas, e portanto com menor extensão espacial ( $\sigma = 128/60$ ) captura informações incompletas quando aplicado em regiões com frequências mais baixas (comprimento de onda maior). Esta afirmativa pode ser comprovada pela análise dos resultados na Figura 3. Dos três filtros, o que apresentou resultados mais exatos foi aquele gerado para a frequência mais baixa (1/128 Hz) e portanto com a extensão espacial maior ( $\sigma = 128/6$ ). O sinal filtrado resultante apresenta uma resposta alta na região compreendida pela frequência correspondente, e resposta baixa nas duas demais regiões do sinal. Um comportamento oposto resulta da utilização do filtro gerado para a frequência mais alta (10/128 Hz), isto é, com a menor extensão espacial ( $\sigma = 128/60$ ). Este filtro gerou respostas altas nas três regiões do sinal, isto é, não foi capaz de separar as três classes. Coerentemente com esta interpretação, o filtro com extensão espacial intermediária ( $\sigma = 128/24$ ) apresentou resultados intermediários. Um segundo experimento utilizou filtros com uma extensão espacial comum a todos, e igual a maior das três individuais ( $\sigma = 128/6$ ). Os resultados são apresentados na Figura 4 e mostram uma melhora

consideravel nos resultados. Este experimento tende também a confirmar a suposições feitas anteriormente. Outros experimentos envolvendo sinais sintéticos, porém com amplitude variável, foram também testados. Os resultados confirmaram a adequacidade da metodologia proposta, demonstrando ainda, que a amplitude de uma determinada freqüência espacial não cria impedimentos para sua captura pelo processo de filtragem em relação a outras freqüências espaciais, entretanto para freqüências espaciais de igual valor, mas com amplitudes diferentes é ressaltada a de maior amplitude.

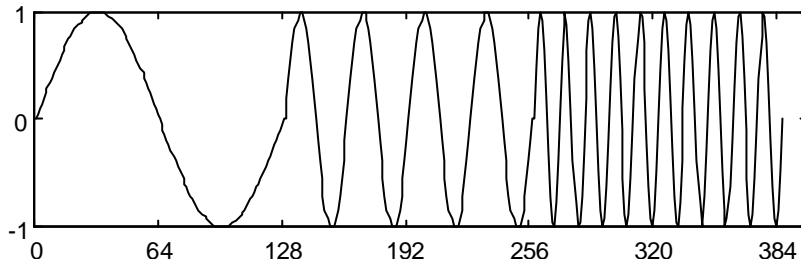


Fig.2 Sinal sintético formado por três freqüências distintas com igual amplitude.

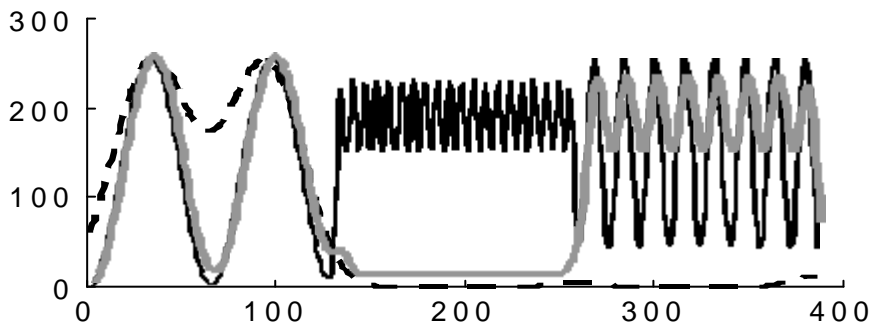


Fig. 3 Resultado do processo de filtragem. A linha tracejada mostra o resultado para o filtro que utiliza a freqüência  $1/128$  Hz, a linha preta cheia, mostra o resultado correspondente para a freqüência  $10/128$  Hz e a linha cinza continua o resultado para a freqüência  $4/128$  Hz.

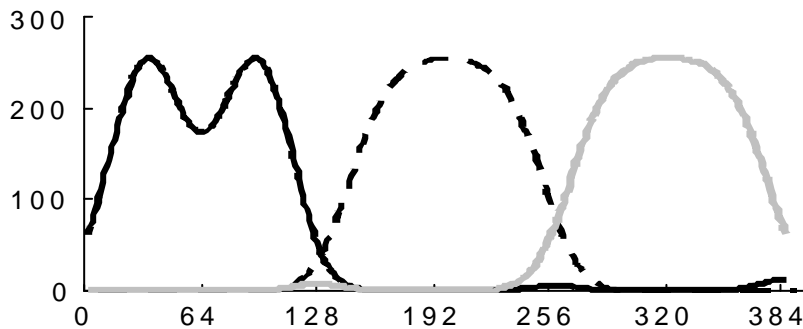


Fig. 4 Resultado do processo de filtragem para o caso de um valor comum para a extensão espacial. A linha tracejada mostra o resultado para o filtro que utiliza a freqüência  $1/128$  Hz, a linha preta cheia, mostra o resultado correspondente para a freqüência  $10/128$  Hz e a linha cinza contínua o resultado para a freqüência  $4/128$  Hz.

### 3.2 EXPERIMENTOS UTILIZANDO IMAGEM SINTETICA

Para este experimento foi construída uma imagem a partir de quatro texturas distintas, extraídas do Album de Brodatz [5], conforme a Figura 5. Comparada com o experimento anterior, esta imagem apresenta texturas muito mais complexas, requerendo para sua caracterização um número consideravelmente maior de frequências espaciais. Três experimentos foram inicialmente efetuados, utilizando 15 frequências espaciais para caracterização das texturas, as quais por sua vez originaram 15 filtros de Gabor. Estas frequências espaciais por sua vez foram obtidas analisando, no domínio de Fourier, as amostras extraídas das quatro classes texturais. A seleção destas frequências espaciais baseou-se em dois critérios: (1) o nível de energia associado a cada frequência, conforme medido no domínio de Fourier e (2) o grau de separação entre estas frequências, para possibilitar a discriminação entre as quatro classes. Num primeiro experimento, os 15 filtros utilizaram valores individuais para a extensão espacial, conforme exposto anteriormente. Desta forma foram geradas 15 “bandas texturais” que foram então empregadas para fins de classificação utilizando o classificador Máxima Verossimilhança Gaussiana. A exatidão da classificação foi estimada em 86.11%. Com a finalidade de testar as hipóteses a respeito da influência da extensão espacial do filtro ( $\sigma$ ), um segundo experimento foi realizado. Adotou-se um valor comum para  $\sigma$ , igual à maior das extensões espaciais individuais (18.83 pixels). A exatidão obtida na imagem classificada, neste experimento, decresceu para 74.17%. Um terceiro experimento foi realizado, desta vez empregando também uma extensão espacial comum para todos os filtros, mas neste caso duas vezes o valor daquela implementada no experimento anterior. Contrário as expectativas, a exatidão estimada para a imagem classificada decresceu ainda mais, para 68.78%. Os resultados referentes a exatidão alcançada pelo processo de classificação neste três experimentos, contradiz as suposições anteriores. Uma possível explicação para este inesperado resultado consiste no seguinte. Os dados utilizados neste experimento (textura do Album de Brodatz) apresentam um complexidade muito maior que aquela encontrada nos experimentos iniciais. Desta forma, a caracterização das texturas presentes requer um número de frequências espaciais muito maior do que aquele adotado. Para testar esta suposição, aumentou-se o número de frequências (e portanto de filtros de Gabor) de 15 para 25. Após repetir o mesmo procedimento, obteve-se para a imagem classificada as exatidões de 30.76%, 87.13% e 93.29%, respectivamente. Estes resultados tendem a confirmar a suposição anterior de que a metodologia está correta, apenas um número maior de frequências espaciais é necessário para caracterizar adequadamente a complexidade de texturas naturais.

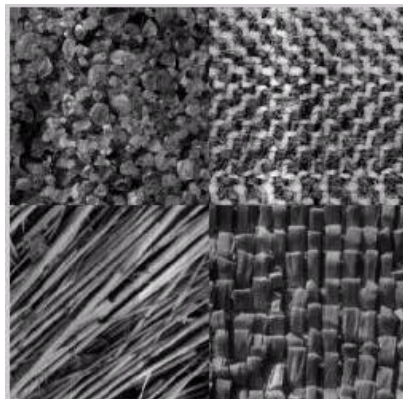


Fig. 5 Imagem sintetica formada por quatro regiões distintas, extraídas do Album de Bradatz.

### 3.3 EXPERIMENTOS UTILIZANDO IMAGEM DE CENA NATURAL

Dois experimentos foram realizados, empregando a imagem de uma cena natural (Figura 6). Esta imagem foi obtida por digitalização de uma fotografia aérea, cobrindo três regiões com distintas características de textura: área urbana, água e vegetação. Os experimentos foram conduzidos seguindo a mesma orientação adotada no experimento anterior: (1) foram tomadas amostras de cada uma das três classes de textura, (2) estas amostras foram analisadas no domínio de Fourier para fins de indentificação das freqüências espaciais mais representativas de cada classe (energia mais alta e a condição de estar presente em apenas uma classe, para fins de discriminação entre as classes), (3) utilização destas freqüências para formação de filtros de Gabor, (4) filtragem da imagem original, utilizando estes filtros e gerando desta forma “bandas texturais” e (5) classificação da imagem com base nas “bandas texturais”. Num primeiro experimento, foram selecionadas 17 freqüências espaciais. A extensão espacial dos filtros de Gabor em cada caso foi selecionada individualmente para cada filtro, conforme o critério especificado em (8). O classificador Máxima Verossimilhança Gaussiana foi aplicado e no processo de classificação foi obtida uma exatidão de 86.77%. Um segundo experimento foi realizado utilizando os mesmos dados de imagem, mas desta vez empregando 32 freqüências espaciais. O mesmo classificador Máxima Verossimilhança Gaussiana foi empregado e o resultado obtido não demonstrou nenhuma melhora sensível na exatidão da imagem classificada, que permaneceu praticamente a mesma (86.66%). Também, a introdução de um valor comum para a extensão espacial em todos os filtros não contribuiu significativamente para uma melhora na exatidão do processo de classificação. O resultado destes experimentos, que aparentemente entra em conflito com o resultado de experimentos anteriores pode ser interpretado da seguinte maneira. Os experimentos iniciais demonstraram que se duas ou mais classes de textura compartilham de uma mesma freqüência espacial, então esta freqüência não deve ser utilizada no processo de filtragem, pois as resultantes imagens filtradas não discriminarão estas classes. Os mesmos experimentos mostraram que este fato ocorre mesmo que a freqüência em questão apareça com diferentes amplitudes, isto é, distintos níveis de energia nas duas ou mais classes. Cenas naturais como a utilizada no presente experimento possuem texturas muito complexas, que requerem um número muito grande de freqüências espaciais em sua caracterização. Desta forma, existe uma alta possibilidade de que várias das freqüências espaciais selecionadas neste experimento estejam também presentes em outras classes de textura, com um nível baixo de energia, que dificultou sua detecção neste experimento. Uma análise mais cuidadosa mostrou, por exemplo, que algumas freqüências presentes na classe água, foram encontradas também na classe vegetação, embora com um nível baixo de energia. Esta condição obviamente resultou em uma perda na exatidão do processo de classificação. Uma abordagem que permita selecionar melhor as freqüências espaciais em cada situação, permanece como um tópico para futuras pesquisas.



Fig. 6 Imagem de uma cena natural, mostrando três diferentes classes texturais.

#### 4. CONCLUSÕES

Neste estudo foi investigado um método para classificação supervisionada de imagens digitais, com base no atributo textura. A metodologia proposta consiste na caracterização das classes texturais presentes na imagem, pelas frequências espaciais mais significativas, conforme identificadas nas amostras de cada classe. Cada frequência espacial dá origem a um filtro de Gabor. Os filtros assim gerados, quando aplicados na imagem originam um número correspondente de imagens filtradas, denominadas de “bandas texturais”. Estes dados multivariados podem então ser utilizados em um classificador, gerando desta forma uma imagem classificada, com base em atributos de textura. Neste estudo foi investigada a performance desta metodologia em três distintos tipos de dados, sendo analisada a influência dos parâmetros dos filtros de Gabor. Os testes mostraram a adequidade da metodologia proposta, capaz de identificar classes de textura com boa exatidão. Esta metodologia é especialmente útil, quando as classes envolvidas apresentam comportamento espectral muito semelhante, mas características de textura distintas. Neste caso, a utilização de atributos espectrais no processo de classificação certamente ocasionará resultados pobres no processo de classificação, restando os atributos de textura para obter-se uma classificação com maior exatidão.

#### 5. REFERENCIAS

- [1] R. Haralick, Statistical and Structural Approaches to Texture, *Proceedings of the IEEE*, v. 67, No. 5, pp. 786-803, 1979.
- [2] J. Sklansky, Image Segmentation and Feature Extraction, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 13, No. 5, pp. 907-916, 1978.
- [3] D. Gabor , Theory of Communication, *Journal of the Institute of Electrical Engineers*, v. 93, pp. 429-457, 1946.
- [4] J G. Daugman, Uncertainty Relation for Resolution in Space, Spatial Frequency and Orientation Optimized by Two-Dimensional Visual Cortical Filters, *Journal of Optical Society of America*, v. 2, No. 7, pp. 1160-1169, 1985.
- [5] P. Brodatz, Textures: a Photographic Album for Artists and Designers, Dover, New York, 1966.