

Classificação de Texturas com Filtros Gabor e Redes Neurais

Maurício Pozzobon Martins^{*,1}, Lamartine Nogueira Frutuoso Guimarães^{**,2},

Leila Maria Garcia Fonseca^{**,3}

(1) Inteligência Artificial

Laboratório Associado de Computação e Matemática Aplicada
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)

(2) Divisão de Energia Nuclear, Instituto de Estudos Avançados (IEAv)
Centro Técnico Aeroespacial (CTA)

(3) Divisão de Processamento de Imagens (DPI)
Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE)

(*) Mestrado, e-mail: mauricio@nucleo.inpe.br (**) Orientadores

Resumo

Texturas são úteis para buscas e recuperações de padrões em imagens digitais. Este trabalho tem por objetivo o desenvolvimento de um sistema de classificação de texturas de imagens de sensoriamento remoto, voltado para o gerenciamento de grandes coleções dessas imagens. Este classificador é constituído de um sistema híbrido composto de uma rede neural não-supervisionada e uma supervisionada. A partir de uma pequena porção da imagem a rede deverá reconhecer qual a classe mais próxima do padrão e identificar as imagens onde se pode encontrar padrões semelhantes. Os atributos de textura que formam a base de dados de entrada da rede neural são vetores obtidos a partir das imagens processadas por um banco de Filtros Gabor.

Palavras-Chave: Redes Neurais, Mapa Auto-organizável, Aprendizagem por Quantização Vetorial, recuperação de similaridades, recuperação de informação visual, Filtros Gabor.

1. Introdução

Recuperação de informação visual é um assunto de pesquisa em tecnologia da informação, relativamente recente [1]. O seu propósito é recuperar, a partir de um banco de dados, imagens ou seqüências de imagens que sejam relevantes para uma determinada busca. Elementos visuais tais como cor, textura, forma de objetos, relações espaciais, diretamente relacionados com aspectos visuais do conteúdo da imagem, são usados como matéria-prima na recuperação de imagens com conteúdo similar dentro de um banco de dados.

Nos últimos tempos, a disponibilidade de uma grande quantidade de imagens da superfície terrestre tem gerado importantes acervos de imagens digitais. Contudo, diversas dificuldades são encontradas quando tentamos tratar essas imagens como um todo, que uma vez superadas podem facilitar o trabalho dos pesquisadores e valorizar o acervo em si.

Um problema interessante relacionado com bibliotecas de imagens de sensoriamento remoto é a seleção de um conjunto de imagens que contém regiões (porção da imagem) com uma certa similaridade visual. Por exemplo, pode-se desejar localizar todas as imagens que possuem um certo detalhe como estacionamento de carros, uma certa cultura agrícola, estações de trem, conjunto de casas populares, cruzamento de rodovias, pontes, garimpos clandestinos, certo tipo de indústria, etc. Fica evidente a dificuldade, ou mesmo a impossibilidade, de se fazer buscas das regiões de interesse manualmente, imagem por imagem, e obter um resultado num espaço de tempo razoavelmente aceitável pelo usuário.

Este trabalho propõe o desenvolvimento de um sistema de classificação de texturas de imagens de sensoriamento remoto, voltado para o gerenciamento de grandes coleções dessas imagens. O classificador é um sistema que visa identificar objetos semelhantes como pertencentes a uma mesma classe. Classe é o nome que se dá a cada tipo de padrão que, neste trabalho, é caracterizado pelo atributo textura. Sendo assim, para que um objeto seja classificado diferentemente de outro objeto, eles devem ter padrões de textura diferentes, ou seja, pertencerem a classes diferentes. Assim como a textura, outros atributos como cor, forma, etc, podem também ser utilizados.

Conforme Manjunath e Ma [2], uma imagem pode ser considerada como um agrupamento de diferentes regiões de textura. O uso de texturas para sistemas de recuperação baseado em conteúdo tem sido explorado por vários pesquisadores [3,4]. Neste trabalho, a informação de textura será obtida a partir de imagens filtradas por Filtros Gabor. Uma avaliação abrangente do uso de Filtros Gabor pode ser encontrada em [3] e uma breve descrição destes filtros é apresentada na seção 2 deste artigo.

Efetuar comparações no espaço de atributos e recuperar padrões similares é uma tarefa importante, porém é um problema difícil em se tratando de recuperação de imagens por conteúdo. Neste contexto, é proposta a utilização de redes neurais que aprendam a reconhecer as similaridades no espaço de atributos.

O sistema proposto é um sistema híbrido composto de uma rede neural não-supervisionada (Mapa Auto-organizável de Kohonen), utilizada em uma etapa inicial, e uma supervisionada (Aprendizagem por Quantização Vetorial) utilizada posteriormente para o ajuste fino do classificador.

O Mapa Auto-organizável de Kohonen será utilizado para separar o espaço de atributos em grupos de similaridade visual e, combinados com a Aprendizagem por Quantização Vetorial, poderão fazer uma codificação e compressão do espaço de atributos através da representação das classes de texturas por palavras-código. Uma outra vantagem do esquema proposto é a possibilidade de facilitar a indexação dos atributos, agilizando as buscas.

A seção 3 descreve o funcionamento das redes neurais deste sistema. Testes de eficiência são aplicados, inicialmente, no álbum de texturas de Brodatz [5]. Na seção 5 são apresentados alguns resultados preliminares que mostram a eficiência dos vetores de atributo extraídos a partir dos filtros Gabor no reconhecimento de classes. A utilização de imagens de sensoriamento remoto será assunto de trabalhos futuros.

2. Banco de Filtros Gabor

Os Filtros Gabor têm mostrado serem muito bons no sentido de minimizar a incerteza que temos quando lidamos com a relação entre espaço e frequência. Estes filtros podem ser considerados como detectores de linhas e bordas com escalas e orientações ajustáveis [6], e as estatísticas de imagens filtradas podem ser usadas para caracterizar texturas. Neste trabalho utilizamos como atributos a média e o desvio padrão obtidos com a aplicação de cada filtro, formando um vetor de atributos para cada padrão de textura. É desejável que as texturas visualmente semelhantes possuam vetores de atributos semelhantes, que serão utilizados nas medidas de similaridade.

As funções de Gabor são gaussianas moduladas por senóides complexas. Em duas dimensões elas têm a forma [6]:

$$G(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) \right] * \exp[2\pi j W x] \quad (1)$$

A transformada 2D de Fourier de $G(x, y)$ é

$$H(u, v) = \exp \left\{ -\frac{1}{2} \left[\frac{(u - W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2} \right] \right\}, \quad (2)$$

onde $\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x$ e $\sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$. Variando-se os parâmetros de escala e orientação, pode-se obter um banco de Filtros Gabor. A figura 1 mostra o exemplo de um filtro em uma determinada escala e orientação.

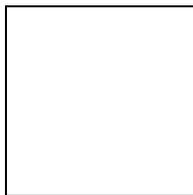


Fig. 1 – Exemplo de um filtro de 64x64 pixels. À direita temos o perfil 3D do filtro.

3. Redes Neurais e Reconhecimento de Padrões

O Mapa Auto-organizável de Kohonen [7] ou SOM (Self-Organizing Map) é uma classe especial de redes neurais não-supervisionadas. Estas redes são formadas por grades de neurônios uni ou bidimensionais (maiores dimensões são possíveis, mas pouco comuns), que modificam seus pesos sinápticos em um processo de aprendizagem competitivo, formando sobre a grade de saída um sistema de coordenadas significativas para diferentes características de entrada (mapa topográfico dos padrões de entrada).

A Aprendizagem por Quantização Vetorial (LVQ) é uma técnica voltada para a compressão de dados. Especificamente, um espaço de entrada é dividido em um número de regiões distintas, e para cada região é definido um vetor de reconstrução. Quando um novo vetor de entrada é apresentado ao quantizador, é determinada inicialmente a região na qual o vetor se encontra, e ela é então representada pelo vetor de reprodução para aquela região. A coleção de vetores de reprodução é chamada de *livro-código* do quantizador, e seus membros são denominados *palavras-código*. A LVQ deverá também contribuir para uma

melhor definição das fronteiras de decisão entre as classes na grade de neurônios. A figura 2 mostra o esquema do sistema de classificação.

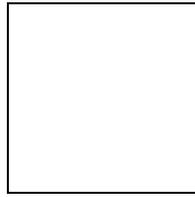


Fig. 2 - Esquema do classificador de padrões que utiliza atributos extraídos por Filtros Gabor, SOM e LVQ.

4. Resultados

Foram realizados experimentos com extração de atributos dos padrões de textura de Brodatz para 32 classes [5] e a classificação de padrões por distância Euclidiana. Procurou-se avaliar se os atributos extraídos são adequados para a classificação. Os atributos da mesma classe devem apresentar a menor distância entre si. Cada uma das classes possui 16 padrões e para cada padrão calculou-se a distância em relação aos demais. Uma vez ordenados de forma crescente os valores de distância, computa-se os acertos verificando quantos atributos da mesma classe do padrão de busca estão entre os 16 primeiros. Se todos os 16 primeiros pertencem à classe do padrão de busca, temos 100% de acerto. A Tabela 1 mostra as porcentagens de acerto para cada uma das 32 classes, usando atributo textura e distância euclidiana normalizada pelo desvio padrão.

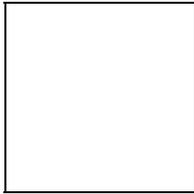


Tabela 1 – Média de acerto na classificação de atributos por distância Euclidiana

Para tentar melhorar a distribuição topográfica (SOM) dos padrões, duas funções de vizinhança têm sido testadas: a gaussiana e a chapéu mexicano (mexican hat). Uma outra técnica que também está sendo testada é a utilização de recursos de consciência [8], que promovem uma melhor distribuição de neurônios vencedores pela grade. Resultados preliminares têm indicado resultados melhores com estes recursos.

5. Referências

- [1] Del Bimbo, Alberto. *Visual Information Retrieval.*, Morgan Kaufmann, 1999.
- [2] Manjunath, B. S., and Ma, W. Y. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 18, no. 8, Ago. 1996.
- [3] Ma, W. Y and Manjunath, B. S., *J. Amer. Soc. Inform. Sci.* 49 (7) (1998) 633-648.
- [4] W. Equitz, W. Niblack, *Retrieving images from a database using texture-algorithms from the QBIC system*, Technical Report RJ 9805, Computer Science, IBM Research Report, Maio 1994.
- [5] Brodatz, P. *Textures: A photographic album for artists and designers*. Toronto: Dover, 1966.
- [6] Wu, P., Manjunath, B. S., Newsan, S., Shin, H. D., *Signal Processing: Image Communication* , 33-43 (2000).
- [7] Kohonen, T. *Proceedings of the IEEE*, vol. 78, no. 9, p. 1464 – 1480, Set. 1990.
- [8] Desieno, Duane. *Adding Conscience to Competitive Learning*. IEEE, 117-124, 1988.