

Análise de Textura Utilizando Transformada de Hough e Morfologia Matemática

APARECIDO NILCEU MARANA¹
LUCIANO DA FONTOURA COSTA²
ROBERTO DE ALENCAR LOTUFO³

¹DEMAC - IGCE
Universidade Estadual Paulista - UNESP
Rua 10, 2527 - Caixa Postal 178
13500-230 Rio Claro, SP, Brasil
e-mail: nilceu@com001.uesp.ansp.br

²Grupo de Pesquisa em Visão Cibernética
IFSC - Instituto de Física de São Carlos
Universidade de São Paulo - USP
Caixa Postal 369
13560 São Carlos, SP, Brasil
e-mail: luciano@ifqsc.sc.usp.br

³Grupo de Computação de Imagens
Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial
Faculdade de Engenharia Elétrica
Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP
Caixa Postal 6101
13081 Campinas, SP, Brasil
e-mail: lotufo@dca.fee.unicamp.br

Abstract. This paper presents a technique for image segmentation by texture. Lines are extracted from the image by using the Hough Transform and first-order statistics are calculated from them. Regions with different statistics are segregated by using Mathematical Morphology. The technique is exemplified with respect to a synthetic and a real image.

1 Introdução

Uma maneira importante para descrever uma região é quantificar sua textura. Embora não haja nenhuma definição formal e precisa para textura [1], intuitivamente verifica-se que este descritor fornece medidas para propriedades tais como suavidade, aspereza, rugosidade e regularidade, entre outras [2].

Os métodos computacionais de segmentação de imagem por textura tentam determinar as características que capturam as propriedades de textura. Tais propriedades dependem de considerações psicofísicas e de percepção visual. Tuceryan [3] acredita que o sucesso de uma característica está relacionado à sua capacidade em descrever textura de maneira consoante à percepção humana. Um fato intrigante é a forma como textura é processada pelos sistemas naturais de visão. Ao observar uma imagem, o ser humano é capaz de segmentá-la quase que instantaneamente, sem esforço. Por essa razão o processa-

mento de textura nos sistemas naturais de visão tem sido investigado. Heydt [4], estudando a neurofisiologia do córtex visual, descobriu a presença de células especializadas na detecção de padrões periódicos de segmentos orientados de reta. Essas células devem atuar diretamente no processamento de textura.

Bela Julesz [5], por outro lado, tem trabalhado na área de percepção visual, especialmente em *early vision*, uma sub-área da psicologia experimental da percepção visual. Julesz concluiu que o processo instantâneo de segmentação de imagens por textura, efetuado pelo sistema humano de visão, não é governado por regras globais (estatísticas), ao contrário, depende de características locais, não lineares, às quais denominou *textons*. Os *textons* são elementos primitivos que compõem as texturas. Julesz acredita que, analogamente à teoria da tricromacia, poderia existir um conjunto mínimo de *textons* que constituiria uma base para composição de quaisquer novas

texturas. Como exemplos de textons, Julesz cita: *blobs* alongados, extremidades de *blobs* e cores.

James Bergen [6] avalia que os modelos de percepção de textura baseados em conceitos como textons têm sido importantes para motivar as pesquisas na área de percepção visual, porém esses modelos são limitados, pois, devido às dificuldades na formalização dos conceitos envolvidos, podem ser aplicados somente em classes restritas de texturas. Bergen considera que a generalização dos modelos baseados em textons, depende da construção de operadores capazes de extrair os elementos primitivos que compõem as texturas.

A técnica para efetuar segmentação de imagens por textura apresentada nesse trabalho destina-se à análise de imagens nas quais as texturas são compostas basicamente por segmentos de retas (*blobs* alongados). Os segmentos de retas são elementos importantes na representação de informação visual, sendo que muitos tipos de texturas podem ser efetivamente representados por meio de segmentos de retas [7].

Acredita-se, atualmente, que uma parte considerável do córtex visual dos primatas dedica-se à detecção de *blobs* alongados (particularmente à detecção de barras) [8]. A importância dos *blobs* alongados para o sistema visual dos primatas tem sido verificada através de uma série de experimentos neurofisiológicos, desenvolvidos, por exemplo, por Hubel e Wiesel [9, 10] e Blasdel e Salama [11]. Para a detecção computacional dos segmentos de retas que compõem as texturas, adotamos a Transformada de Hough [12, 13], pois apesar de sua simplicidade, essa técnica apresenta um bom desempenho. Após o processo de detecção de retas, são geradas estatísticas de primeira ordem sobre as retas detectadas. Essas estatísticas são utilizadas posteriormente na segmentação da imagem.

Na seção 2 são apresentadas algumas abordagens tradicionalmente utilizadas na análise de textura, na seção 3 são descritos os conceitos envolvidos em Transformada de Hough, na seção 4 é apresentada a técnica desenvolvida para análise de textura baseada em segmentos de retas e na seção 5 são apresentados e discutidos os resultados obtidos.

2 Abordagens Utilizadas na Análise de Textura

As técnicas computacionais tradicionalmente empregadas em processamento de imagens para descrever texturas comumente utilizam abordagens estatísticas, estruturais ou espectrais [1, 2].

As técnicas de abordagem estatística utilizam conceitos estatísticos para prover medidas de tex-

tura. Dentre outros, os conceitos de momentos [3] e autocorrelação são comumente utilizados. Um dos mais simples procedimentos para descrever textura é utilizar os momentos do histograma dos níveis de cinza de uma imagem ou de uma região da imagem. O segundo momento é de particular importância na descrição de textura, pois é uma medida de contraste de níveis de cinza que pode ser utilizada para estabelecer descritores.

Na abordagem estrutural, o objetivo é construir, a partir de primitivas simples, texturas mais complexas, usando regras que permitem limitar o número de arranjos possíveis das primitivas. Uma das técnicas dessa abordagem define *gramáticas sintáticas para textura* [2]. Suponha a existência de uma regra da forma $S \rightarrow aS$, que indica que o símbolo S pode ser reescrito como aS . Se, por exemplo, a representa um círculo e se a cadeia $aaaaa \dots$ significa "círculos à direita", então a regra $S \rightarrow aS$ gera um padrão de textura.

Tsuji e Tomita [14] descreveram uma abordagem estrutural para medir textura fraca. Ao contrário das texturas fortes, que possuem interações espaciais não aleatórias, as texturas fracas possuem fracas interações espaciais entre suas primitivas. Primeiramente, uma cena é segmentada em regiões atômicas baseadas em alguma propriedade de tonalidade, tal como tom de cinza constante. Essas regiões são as primitivas. Com cada primitiva é associada uma lista de propriedades, tais como tamanho e forma. Então calcula-se o histograma da propriedade tamanho ou forma sobre todas as primitivas da cena. Se a cena puder ser decomposta em duas ou mais regiões de textura homogênea, o histograma será multimodal. Se isso ocorrer, cada primitiva na cena pode ser rotulada com a moda a qual ela pertence no histograma. Um processo de crescimento de região produz a segmentação de regiões com textura homogênea.

Na abordagem espectral, utiliza-se o espectro de Fourier, que é ideal para descrever a direção de padrões bidimensionais periódicos ou quase periódicos de uma imagem. Estes padrões globais, que são facilmente distinguíveis como concentrações de altas energias no espectro, são geralmente bastante difíceis de detectar utilizando-se métodos espaciais, devido a natureza local de tais técnicas [2]. Os picos proeminentes no espectro de Fourier indicam a direção principal do padrão de textura e a localização desse picos no plano da frequência indica o período fundamental espacial dos padrões. A eliminação dos componentes periódicos via filtragem, preserva os elementos não periódicos que podem ser, então, descritos por técnicas estatísticas.

A análise de textura também pode ser efetuada

utilizando-se operadores morfológicos, definidos pela Morfologia Matemática [15, 16]. As propriedades texturais podem ser obtidas por esses operadores, parametrizando-se adequadamente o elemento estruturante e determinando-se o número de elementos envolvidos na operação como uma função do valor do parâmetro.

As funções fractais [17] também são úteis para a descrição de superfícies complexas típicas de objetos naturais. A caracterização de textura em uma imagem através de um modelo de superfície fractal tridimensional tem ajudado a demonstrar as bases físicas para diversas técnicas de textura bidimensionais atualmente em uso, e tem tornado possível descrever textura de uma forma estável sobre transformações de escala e transformações lineares de intensidade. Um resultado importante é que as medidas das dimensões fractais de uma imagem bidimensional tornam possível estimar as dimensões fractais tridimensionais. O conhecimento da dimensão fractal tridimensional permite estabelecer quais são as regiões lisas e ásperas da imagem. De acordo com Pentland [18], o modelo de fractais pode fornecer significantes contribuições para os esforços de descrição de imagens de cenas naturais.

3 A Transformada de Hough

Um problema frequentemente encontrado na extração de primitivas é a detecção de curvas analíticas do tipo segmentos de retas, círculos, elipses, etc. Essas curvas constituem uma família F representada da seguinte forma: $f(X, \alpha) = 0$, onde X é o vetor representando um ponto $M(x, y)$ do espaço e α representando um vetor de parâmetros característicos da curva.

Dado um conjunto de pontos discretos $M_i(x_i, y_i)$, objetiva-se determinar a existência de um subconjunto de pontos M_i que pertençam à curva, com o vetor parâmetro α a definir. Um método proibitivo consiste em testar todos os pontos $M_i(x_i, y_i)$ dois a dois, o que conduz a um número exagerado de iterações. Hough [12] propõe um método para os pontos do plano $(0, X, Y)$ que consiste em calcular, para cada ponto $M_i(x_i, y_i)$ do contorno, o conjunto dos parâmetros α que verificam $f(x_i, y_i, \alpha) = 0$. Isso consiste em avaliar, no espaço dos parâmetros α , a curva apresentada pelos parâmetros de todas as curvas $f(x_i, y_i, *)$, que passam por $M_i(x_i, y_i)$. Este método é denominado transformada de Hough.

O método da transformada de Hough é aplicável quando se possui informações precisas acerca da forma da curva. Os dados de base da transformada de Hough são geralmente pontos de uma imagem obtidos através das transformações de gradiente e limia-

rização. A idéia é aplicar na imagem uma transformação tal que todos os pontos pertencentes a uma mesma curva sejam mapeados num único ponto de um espaço dos parâmetros da curva procurada. A transformada de Hough é um método de acumulação de requisitos muito geral. Ela permite detectar praticamente qualquer curva, mesmo aquelas pouco visíveis e fortemente ruidosas.

Suponha que se deseja pesquisar retas no plano. A equação da reta definida em coordenadas polares é dada por:

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta$$

No plano imagem, qualquer ponto $P(x, y)$ está situado na reta $R(\theta, \rho)$, cujos parâmetros θ e ρ são constantes.

No plano de Hough (ou ainda no espaço dos parâmetros), qualquer ponto $P(\theta, \rho)$ da transformada de Hough pertence a uma senoide $S(x, y)$, cujos parâmetros x e y são constantes.

A propriedade mais importante da transformada de Hough é que as curvas do plano de Hough, que correspondem aos pontos de uma mesma reta $R(\theta, \rho)$, passam por um ponto comum. Na prática, pelo fato de usar imagens digitais, a solução opera a partir de uma discretização do espaço dos parâmetros. Para cada ponto $P(x, y)$ são definidas todas as retas de parâmetros θ e ρ , passando por $P(x, y)$. O espaço dos parâmetros é então discretizado "em uma tabela de acumulação" $A(\theta, \rho)$, inicializada em zero, de duas dimensões, uma para cada parâmetro. Cada elemento da tabela $A(\theta, \rho)$ corresponde a um intervalo de θ e de ρ .

Após a determinação dos parâmetros θ e ρ para todos os pontos $P(x, y)$, e o cálculo da tabela $A(\theta, \rho)$, são pesquisados os maiores valores acumulados em $A(\theta, \rho)$. Esses valores permitem obter as coordenadas polares das retas presentes na imagem.

A transformada de Hough constitui um método que pode ser generalizado para qualquer tipo de curva. Exige-se, quando a curva é mais complexa, um número maior de parâmetros e então um esforço computacional maior.

Uma desvantagem do método é a precisão da discretização dos parâmetros. O risco, no caso de um passo de discretização muito fraco, é não detectar as curvas. Por outro lado, o passo da discretização muito alto cria erros de interpretação do acumulador, em relação aos posicionamentos corretos das retas, e em relação à quantidade de retas detectadas. Uma outra desvantagem da transformada de Hough é que ela não permite obter a posição nem o comprimento das curvas, sendo necessário efetuar algum tipo de pós-processamento [19].

4 Análise de Textura Baseada em Segmentos de Retas

Julesz considera que o processamento de textura nos sistemas biológicos de *early vision*, responsáveis pela discriminação instantânea de texturas, possa ser efetuado por mecanismos que detectam a presença dos textons e que calculam estatísticas de primeira ordem sobre eles [5]. São os dados obtidos nessas estatísticas que permitem a discriminação de texturas. Estatísticas distintas implicam em texturas distintas.

A teoria de Julesz, aliada ao fato do sistema visual humano operar sobre representações em termos de segmentos de retas e à existência, no córtex visual, de células sensíveis à mudanças de orientação, especializadas na detecção de padrões periódicos [4], parecem indicar que técnicas baseadas em estatísticas sobre os segmentos de retas presentes na imagem e que levam em consideração as diferenças de orientações entre os segmentos de reta, podem ser bastante efetivas na análise de textura.

4.1 A Detecção dos Segmentos de Retas

Inicialmente, é necessário detectar as retas que compõem a imagem. Para tanto, utiliza-se a Transformada de Hough da seguinte forma:

- gera-se a tabela de acumulação $A(\theta, \rho)$;
- utilizando a técnica de *backmapping* [20], calcula-se a segunda tabela de acumulação, $A'(\theta, \rho)$;
- escolhe-se um valor de limiar L , considerando-se o maior valor acumulado na tabela de acumulação $A'(\theta, \rho)$;
- procura-se os picos na tabela de acumulação A' . Os pares (θ, ρ) , cujos respectivos acumuladores na tabela $A'(\theta, \rho)$ forem maiores do que o limiar L , indicam as orientações em que podem existir retas na imagem, uma vez que nessas direções existem conjuntos consideráveis de pontos colineares;
- gera-se uma lista de segmentos de retas detectados na imagem. O processo de detecção dos segmentos utiliza histogramas unidimensionais [19] para efetuar a análise de conectividade.

A técnica de *backmapping* consiste em percorrer as senóides no espaço dos parâmetros (a tabela de acumulação $A(\theta, \rho)$), a procura do maior elemento. Determinado esse valor, digamos na posição (θ_0, ρ_0) , incrementa-se o contador dessa mesma posição na tabela de acumulação $A'(\theta, \rho)$. Essa técnica é bastante efetiva na eliminação de falsos picos na primeira tabela de acumulação. Veja na Figura 2 o conjunto

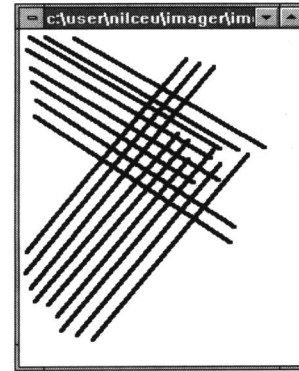


FIGURA 1: Imagem original.

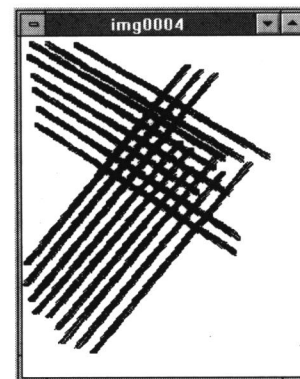
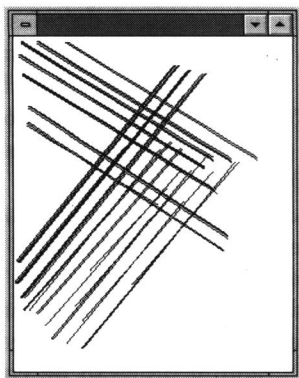


FIGURA 2: Retas detectadas sem *backmapping*.

de retas detectadas pelo operador a partir da imagem da Figura 1, sem a utilização de *backmapping*, e na Figura 3, o conjunto de retas detectadas pelo operador utilizando *backmapping*. A técnica de *backmapping* consegue eliminar várias retas redundantes obtidas inicialmente, mantendo um conjunto suficiente de retas para permitir a caracterização das diversas texturas presentes na imagem, de acordo com as orientações das retas que as compõem.

O processo de análise de conectividade é fundamental na determinação dos segmentos de reta da imagem. Os pares (θ, ρ) , cujos respectivos acumuladores na tabela $A'(\theta, \rho)$ são maiores do que o limiar L , indicam as direções e os locais na imagem em que há grandes concentrações de pontos colineares. Torna-se necessário verificar se esses pontos estão conectados, formando segmentos de retas.

Na análise de conectividade dos pontos, utiliza-se histogramas unidimensionais para indicar quais são as linhas, ou colunas, da imagem que possuem pontos numa determinada reta definida por um par de parâmetros (θ, ρ) . A verificação em linhas ou colunas, depende do coeficiente angular da reta sendo pesquisada. Se o coeficiente for menor que 1 verifica-

FIGURA 3: Retas detectadas com *backmapping*.

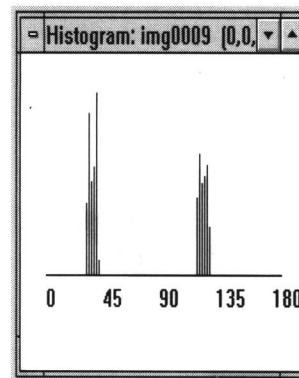
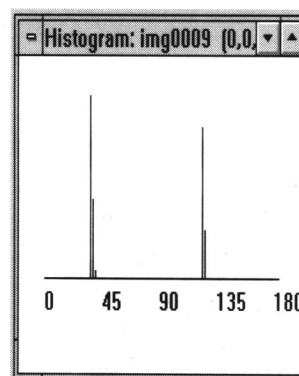
se as colunas, caso contrário, as linhas. Após o cálculo do histograma, analisa-se as interrupções nele existentes. Por exemplo, se estiver sendo considerada a direção definida por uma reta com coeficiente angular menor do que 1, uma interrupção na posição i do histograma significa que a reta sendo considerada não inclui nenhum dos pontos da coluna i da imagem. Se as extensões das interrupções forem menores do que um valor de limiar adotado, então elas podem ser desprezadas, ou seja, pode-se conectar os dois segmentos separados pela interrupção [19].

Concluída a análise de conectividade referente a uma orientação e a um posicionamento dados por uma reta, obtém-se, através das extremidades detectadas, todos os segmentos de retas presentes na imagem, naquela orientação e posição.

4.2 A Caracterização das Texturas na Imagem

Detectado o conjunto de segmentos de retas que compõem uma imagem, parte-se para a caracterização das texturas. Essa caracterização é efetuada tendo-se como principal informação as densidades de orientações dos segmentos de retas, que são coletadas num *histograma de orientações*. Cada uma das modas significativas desse histograma permite determinar uma textura distinta [21]. No histograma bimodal apresentado na Figura 5, por exemplo, existe uma moda próxima a 35 graus e outra próxima a 120 graus, caracterizando as regiões com texturas distintas apresentadas nas Figura 6 e 7, respectivamente.

As texturas mistas que aparecem na imagem são caracterizadas por combinações das orientações. Existe uma região da imagem apresentada na Figura 1, cuja textura é caracterizada pela combinação de segmentos de retas em duas principais orientações. Essa região foi classificada como uma terceira textura (veja a Figura 8). As caracterizações das tex-

FIGURA 4: Histograma das orientações das retas detectadas sem *backmapping*.FIGURA 5: Histograma das orientações das retas detectadas com *backmapping*.

turas mistas apenas são concluídas após a fase de segmentação da imagem, discutida na seção 4.3.

Uma vantagem da utilização dos segmentos de retas obtidos com a técnica de *backmapping* pode ser vista comparando-se o histogramas de orientações desses segmentos, com o histograma de orientações dos segmentos obtidos sem *backmapping* (veja as Figuras 4 e 5). Como a técnica de *backmapping* elimina falsos picos, muitos dos segmentos detectados numa primeira instância (sem *backmapping*) são eliminados, com isso, as variâncias das inclinações tornam-se menores.

4.3 O Processo de Segmentação

Determinadas as orientações mais densas na imagem, indicadas pelas modas do histograma, segue-se para a próxima etapa, que consiste em segmentar a imagem classificando seus pixels em classes de texturas.

Para cada moda significativa do histograma de orientações, percorre-se a lista de segmentos de retas procurando-se aqueles que têm orientações próximas

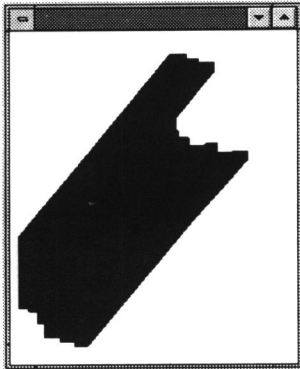


FIGURA 6: Região com textura caracterizada pela moda próxima a 120° .

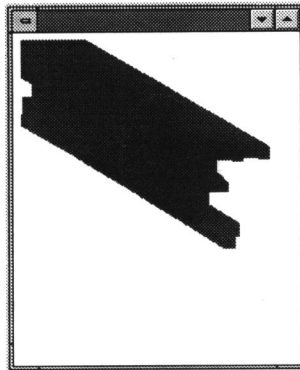


FIGURA 7: Região com textura caracterizada pela moda próxima a 35° .

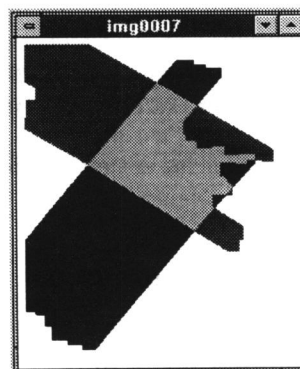


FIGURA 8: Imagem obtida do processo de classificação.

a essa moda. Esses segmentos de retas são traçados numa imagem auxiliar que, posteriormente, é submetida a uma operação morfológica de *fechamento* [15, 16], a fim de efetuar o crescimento das regiões a partir dos segmentos de retas traçados. A operação de fechamento define as regiões da imagem que possuem segmentos de retas com orientações similares. Ou seja, definem as regiões cujas texturas incluem orientações similares.

Cada moda tem um rótulo associado, que é utilizado para marcar as regiões da imagem geradas a partir dela. Durante o processo de crescimento de região, se um pixel estiver marcado com o rótulo de uma moda já processada, ele recebe um novo rótulo e, nesse instante, uma nova classe de textura é determinada. Essa nova textura é caracterizada pelas orientações das retas que se interceptam naquele ponto da imagem. Obviamente, se esse mesmo conflito ocorreu anteriormente, essa textura já foi caracterizada, sendo utilizado, nesse caso, o rótulo já definido.

A operação morfológica de fechamento consiste em dilatar e, em seguida, erodir a imagem com um determinado elemento estruturante. O elemento estruturante utilizado é uma região quadrada de largura 3 pixels. A operação de dilatação implementada, aplica n vezes a dilatação com esse elemento estruturante, onde o parâmetro n pode variar de orientação para orientação. O operador de erosão foi implementado de maneira análoga ao de dilatação.

5 Resultados Obtidos

Na Figura 8 encontra-se a imagem resultante da aplicação da técnica de classificação apresentada na seção 4, sobre a imagem da Figura 1. Nesse caso em particular, pode-se verificar que o processo de classificação obteve pleno êxito.

Nas Figuras 9, 10 e 11, encontra-se o resultado da aplicação da técnica em uma imagem digitalizada da estampa de um tecido. Nesse caso, o classificador também obteve sucesso.

Um dos principais problemas com extração dos segmentos de retas utilizando Transformada de Hough diz respeito à resolução da discretização no espaço dos parâmetros (θ, ρ) . Uma resolução muito alta provoca, para uma dada reta, a pulverização da acumulação numa região em torno do ponto (θ_0, ρ_0) que a define. Como os valores acumulados menores do que um valor de limiar são desprezados, corre-se o risco de ignorar retas expressivas na imagem. Por outro lado, se a resolução for muito baixa, orientações e posicionamentos consideravelmente distintos podem ser acumulados num mesmo acumulador. Esse acumulador terá uma votação expressiva, mas falsa. Encerrado o processo de acumulação, esse acu-

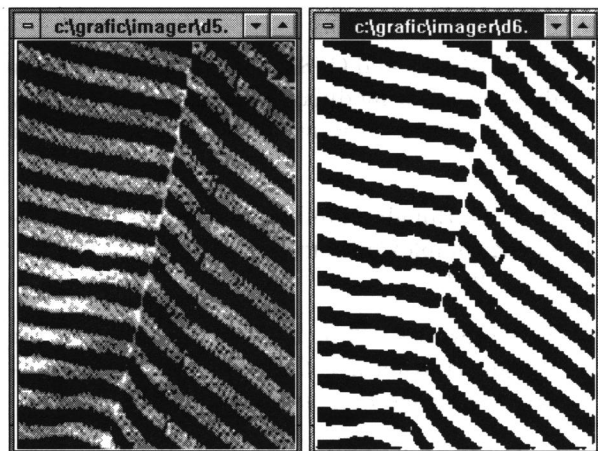


FIGURA 9: Imagens da estampa de um tecido em tons de cinza e em sua representação binária.

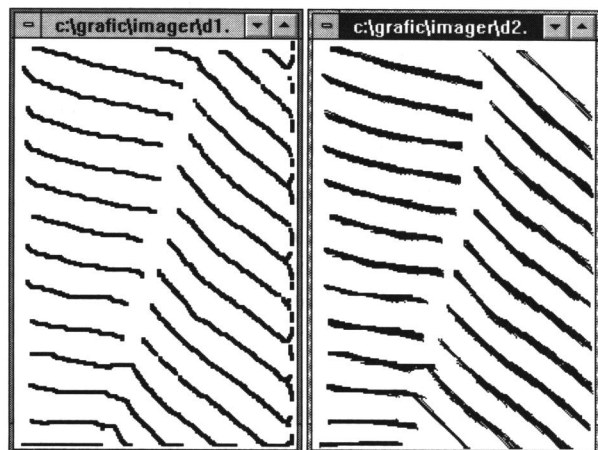


FIGURA 10: Imagem original afinada e imagem com os segmentos de retas detectados em primeira instância.

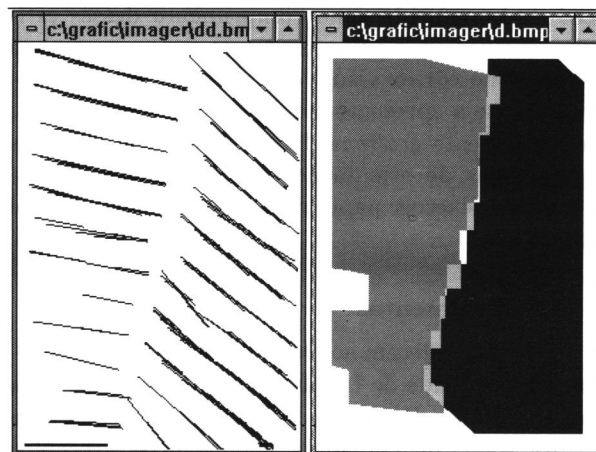


FIGURA 11: Imagem com os segmentos de retas obtidos com *backmapping* e imagem final gerada pelo processo de segmentação por textura.

mulador será considerado para a pesquisa dos pontos colineares na imagem e esses poderão não ser encontrados, pois na realidade eles estão numa vizinhança dos pontos pesquisados. Problemas de arredondamento dos valores encontrados para os parâmetros também influenciam na eficácia do operador.

O processo de classificação, a partir dos segmentos de retas detectados, tem apresentado bons resultados. Alguns parâmetros ainda estão sendo investigados, como por exemplo a parâmetro n utilizado nas operações de abertura e fechamento. Nas imagens apresentadas na Figura 11, verifica-se, no canto esquerdo inferior, a existência de segmentos de retas orientados horizontalmente. Esses segmentos de retas não possuem, na imagem resultante da classificação, região de textura correspondente. Isso ocorre pois a densidade dessa orientação na imagem em questão é muito baixa e o algoritmo de classificação a ignora. A solução para esse problema deve considerar, na determinação da relevância de uma dada orientação, além da sua densidade, o comprimento dos segmentos de retas.

Apesar das dificuldades encontradas, acredita-se que a abordagem de discriminação de textura a partir de segmentos de retas seja bastante promissora, afinal os sistemas biológicos de visão fornecem vários indícios que motivam e apontam para esse tipo de solução. Os estudos pioneiros realizados por Hubel e Wiesel [9, 10], por exemplo, indicam a existência de células nas camadas superiores da hierarquia do processamento visual dos primatas, localizadas na área 17 do córtex visual, cujos campos receptivos possibilitam a detecção de estímulos lineares. Essas células são sensíveis às mudanças na orientação, na di-

reção de movimento e no comprimento desses estímulos. Heydt, por sua vez, detectou a presença de neurônios no córtex visual dos primatas que se excitam perante a apresentação de estímulos periódicos, particularmente *gratings*. Essas células são sensíveis às mudanças de orientação e períodos dos estímulos e devem exercer papel relevante na percepção de textura [4].

6 Agradecimentos

Os autores agradecem ao Dr. S. Velastin (King's College, Universidade de Londres) pelo fornecimento da interface gráfica Windows PC que foi utilizada e ao Prof. B. Julesz pelo envio de *reprints* de seus recentes trabalhos em textura. Luciano da Fontoura Costa agradece à FAPESP (Proc.94/3536-6) e ao CNPq (Proc.301422/92-13). Aparecido Nilceu Marana agradece à CAPES (programa PICD).

Referências Bibliográficas

- [1] R.M. Haralick, "Statistical Image Texture Analysis", *Handbook of Pattern Recognition and Image Processing*, chapter 11, Academic Press, Inc., 1986.
- [2] R.C. Gonzales and P. Wintz, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Co, 1987.
- [3] M. Tuceryan, "Moment-Based Texture Segmentation", *Pattern Recognition Letters*, 15, pp. 659-668, July 1994.
- [4] R. von der Heydt, "Periodic-Pattern-Selective Cells in Monkey Visual Cortex", *The Journal of Neuroscience*, 12(4), 1416-1434, April 1992.
- [5] B. Julesz, "Early Vision and Focal Attention", *Reviews of Modern Physics*, Vol. 63, No. 3, pp. 735 - 772, July 1991.
- [6] J. Bergen and E. Adelson, "Early vision and texture perception", *Nature*, vol. 333, pp. 363-365, May 1988.
- [7] L. da F. Costa, V. O. Roda and R. Köberle, "A Biologically-Inspired System for Visual Pattern Recognition", *Proc. 1994 IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, Santiago, Chile, pp. 25-30, May 1994.
- [8] P. H. Lindsay and D. A. Norman, "An Introduction to Psychology", *Harcourt Brace Jovanovich*, New York, 1977.
- [9] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Receptive Fields and Functional Architecture in Monkey Striate Cortex", *The Journal of Physiology (London)*, vol. 195, no.1, pp. 215-244, November 1968.
- [10] D. H. Hubel and T. N. Wiesel, "Brain mechanisms of vision", *Scientific American*, 130-144, Sept. 1979.
- [11] G. G. Blasdel and G. Salama, "Voltage-sensitive dyes reveals a modular organization in monkey striate cortex", *Nature*, 321(5), 579-585, June 1986.
- [12] P. V. C. Hough, "Method and means for recognizing complex patterns", U.S. Patent 3,069654, Dec. 1962.
- [13] J. Illingworth and J. Kittler, "A survey of the Hough Transform", *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 44, 87-116, 1988.
- [14] S. Tsuji and F. Tomita, "A Structural Analyzer for a Class of Textures", *Computer Graphics and Image Processing*, vol.2, pp. 216-231, 1973.
- [15] G. J. F. Banon e J. Barrera, "Bases da Morfologia Matemática Para a Análise de Imagens Binárias", *IX Escola de Computação*, Recife, Julho de 1994.
- [16] J. Serra, "Image Analysis and Mathematical Morphology", *Academic Press*, New York/London, 1982.
- [17] B.B. Mandelbrot, *The Fractal Geometry of Nature*, San Francisco, CA: Freeman, 1982.
- [18] A.P. Pentland, "Fractal-Based Description of Natural Scenes", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, PAMI-6, Number 6, 661-674, November 1984.
- [19] L. da F. Costa, "Effective detection of digital bar segments with Hough transform", *Computer Vision, Graphics, and Image Processing: Graphical Models and Image Processing*, 55, 180-191, 1993.
- [20] G. Gerig and F. Klein, "Fast contour identification through efficient Hough transform and simplified interpretation strategy", *In 8th International Joint Conference on Pattern Recognition*, Paris, France, pp 498-500, 1986.
- [21] M. D. Levine, "Vision in Man and Machine", *McGraw-Hill Publishing Company*, 1985.