

# CLASSIFICAÇÃO DE PADRÕES EM IMAGENS UTILIZANDO DESCRITORES DE TEXTURA

## *Pattern Classification in Images Using Descriptors of Texture*

Weiner Esmério Batista de Oliveira<sup>1</sup> e Sandro Roberto Fernandes<sup>2</sup>

**Resumo:** Nesta pesquisa foi desenvolvido um modelo para classificar imagens baseado em Descritores de Textura. Os descritores foram testados com imagens artificiais e utilizados para classificar imagens. Os descritores mostraram ser uma ferramenta relevante e ainda podem ser utilizados em diversas aplicações.

**Palavras-Chave:** Processamento de imagens; Descritores de textura; Imagens.

**Abstract:** *This research develops a model to classify images based on texture descriptors. The descriptors have been tested with artificial images and used to o classify them. The descriptors shown to be a relevant tool and can also be used in various applications.*

**Keywords:** *Image processing; Texture descriptors; Images.*

## INTRODUÇÃO

O diagnóstico por imagem é uma importante técnica de investigação. As informações extraídas dos padrões existentes em uma imagem podem auxiliar a tomada de decisões em várias áreas, como o sensoriamento remoto, medicina, recuperação de imagens, controle de qualidade e microscopia. Dessa forma, o adequado ajuste das técnicas de melhoria e sua classificação mostram-se relevantes (NASCIMENTO, 2003).

Classificar padrões em uma imagem é uma das etapas mais complexas em processamento de imagens digitais. Abordagens diferentes são utilizadas nesse processo visando diminuir o custo computacional e permitir a utilização dos dados extraídos em diferentes domínios de aplicações (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Nessa perspectiva, recorreu-se a uma característica natural dos seres humanos para interpretação de informações visuais: a textura. Padrões de textura encontrados em imagens possuem informações sobre a distribuição espacial, luminosidade e arranjo estrutural da superfície em relação às regiões vizinhas (OLIVEIRA, W. E. B. *et al*, 2014).

---

<sup>1</sup> Bacharelado em Sistemas de Informação – Departamento de Educação e Tecnologia – Núcleo de Informática. Bolsista FAPEMIG. E-mail: woliveira82@gmail.com

<sup>2</sup> Departamento de Educação e Tecnologia – Núcleo de Informática. E-mail: Sandro.fernandes@ifsudestemg.edu.br

Os descritores de texturas são utilizados nesse trabalho para identificar padrões e auxiliar na classificação das imagens.

## METODOLOGIA

É possível descrever uma região contida em uma imagem, através da extração de características estatísticas dessa imagem, utilizando a análise de sua textura. Esta é uma abordagem natural na medida em que tal característica é utilizada para interpretar informações visuais. A textura contém informações sobre a distribuição espacial, variação de luminosidade, suavidade, rugosidade, regularidade e descreve o arranjo estrutural das superfícies e as relações entre regiões vizinhas (PEDRINI; SCHWARTZ, 2008).

Uma abordagem estatística simples para a descrição de texturas utiliza apenas os momentos do histograma de níveis de cinza de uma imagem. Esta é uma abordagem limitada, pois, não carrega a informação sobre a posição relativa de um pixel em relação a outro. Para trazer essa informação ao processo de análise de texturas consideramos, não apenas a distribuição de intensidades, mas também a posição dos pixels que possuem valores iguais ou similares. Desta forma, decompomos o conceito de textura em um conceito bidimensional, em que considera-se as propriedades primitivas da tonalidade versus o relacionamento espacial entre elas. A primeira dimensão trata do tom (propriedade local da imagem) enquanto a segunda propriedade trata da organização espacial entre elas.

Para obter os descritores de textura é necessário a construção da matriz de co-ocorrência que se baseia no relacionamento espacial entre os pixels que compõem uma textura. Cada elemento que constitui a matriz de co-ocorrência representa a frequência com que um pixel de nível de cinza  $X$  e outro de nível de cinza  $Y$  ocorrem na imagem, separados por uma distância  $dx$  de linhas e  $dy$  de colunas. Essa abordagem se baseia na suposição de que a informação sobre a textura da imagem está contida na relação de distribuição espacial média ou global dos níveis de cinza na imagem (GONZALEZ; WOODS, 2003).

Leva-se em conta ainda que a descrição de uma textura é baseada na ocorrência repetida de um nível de cinza na textura. Essa informação textural pode ser especificada usando matrizes de dependência espacial dos níveis de cinza computadas em vários ângulos ( $0^\circ$ ,  $45^\circ$ ,  $90^\circ$  e  $135^\circ$ ) e distâncias. Para este trabalho foi criada a matriz de co-ocorrência usando o operador “um pixel a direita e um pixel abaixo”, ou seja, o operador de  $135^\circ$  com um pixel de distância (GONZALEZ; WOODS, 2003).

Desta forma, a matriz de co-ocorrência pode ser utilizada para diversos cálculos estatísticos de segunda ordem, como a extração de características (HARALICK *et al.*, 1973).

Essas características, além de serem eficientes para a análise e classificação de imagens, também são utilizadas como diferenciação de uma região para outra, comportando-se como uma assinatura de um padrão definido pela região em estudo.

Os seis cálculos de segunda ordem mais relevantes são: segundo momento angular, entropia, contraste, variância, correlação e homogeneidade. Nas equações abaixo o elemento da matriz de co-ocorrência é chamado de  $p_{i,j}$  onde a posição  $(i, j)$  representa a linha e coluna da matriz. O segundo momento angular, ou energia, definido na equação (1), expressa a uniformidade da textura.

$$\sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} p_{i,j}^2. \quad (1)$$

A equação (2) mostra a entropia que mede a desordem contida na textura.

$$-\sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} p_{i,j} \log(p_{i,j}). \quad (2)$$

O contraste, equação (3), demonstra a diferença entre os tons de cinza.

$$\sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (i - j)^2 p_{i,j}. \quad (3)$$

A variância é uma medida de heterogeneidade, apresentando valores altos com os níveis de cinza desviando-se da média. A equação (4) exhibe a variância em X e a equação (5) em Y.

$$\sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (i - \mu_i)^2 p_{i,j}. \quad (4)$$

$$\sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (j - \mu_j)^2 p_{i,j}. \quad (5)$$

A correlação, expressa na equação (6), mede a dependência linear entre os tons de cinza

$$\frac{1}{\sigma_x \sigma_y} \sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} (i - \mu_i)(j - \mu_j) p_{i,j}. \quad (6)$$

Finalmente, a homogeneidade apresenta valores altos com pequenas variações dos tons de cinza na textura e é definida na equação (7).

$$\sum_{i=0}^{H_g} \sum_{j=0}^{H_g} \frac{1}{1+(i-j)^2} p_{i,j}. \quad (7)$$

Nas equações (1), (2), (3), (4), (5), (6) e (7),  $H_g$  representa o nível de cinza máximo presente na imagem analisada; já nas equações (4), (5) e (6),  $\mu_i$  e  $\mu_j$  indicam os valores médios das distribuições; e na equação (6),  $\sigma_i$  e  $\sigma_j$  representam o desvio padrão das distribuições.

Os seis descritores foram implementados no programa MATLAB da empresa MathWorks. A implementação foi testada, primeiramente, com dois conjuntos de imagens: um padrão geométrico repetitivo e uma textura gerada pelo software Adobe Photoshop. O primeiro conjunto intercala áreas pretas e brancas. São, ao todo, cinco imagens do mesmo tamanho (512 x 512 pixels). Amostras do padrão podem ser vista na Figura 01 abaixo.

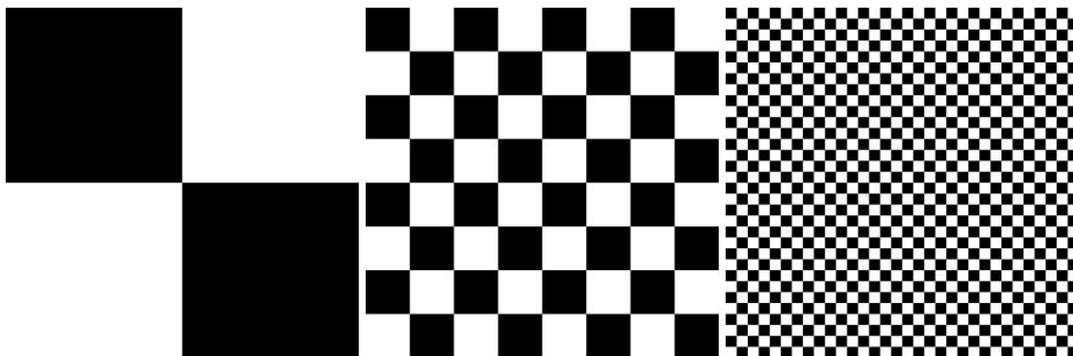


Figura 01. Mosaico com três imagens criadas com um padrão geométrico. Denominadas 2x2, 8x8 e 32x32.

Os valores dos descritores foram parametrizados entre 0 e 1. Os resultados do primeiro conjunto estão colocados no Gráfico 01, a seguir.

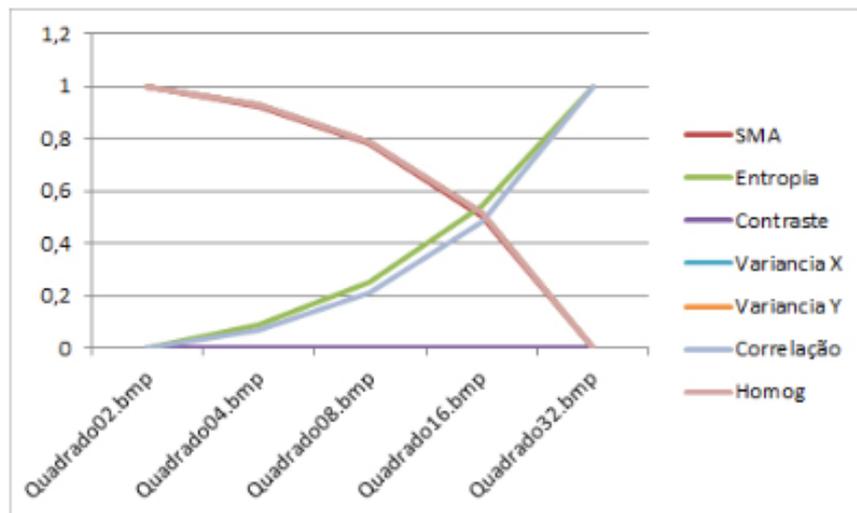


Gráfico 01: Resultados ordenados dos descritores do primeiro conjunto de teste.

Com base na análise do gráfico acima é possível notar a existência de um aumento ou diminuição contínua dos valores. Os descritores da variância X e variância Y, estão praticamente sobrepostos, enquanto o contraste está zerado em todas as imagens.

O segundo conjunto de imagens demonstra uma área negra crescente dentro de uma textura padrão. A Figura 02 mostra três exemplos desse conjunto testado. Todas as imagens possuem o tamanho de 512 x 512 pixels e estão em escala de tons de cinza com 8 bits, ou seja, são utilizados 8 bits para graduar os tons de cinza, variando entre 0 e 255. O segundo grupo possui 13 imagens, nomeadas de Area00 até Area12. A área negra é crescente de acordo com a nomeação, como demonstrado num conjunto de imagens da Figura 02.

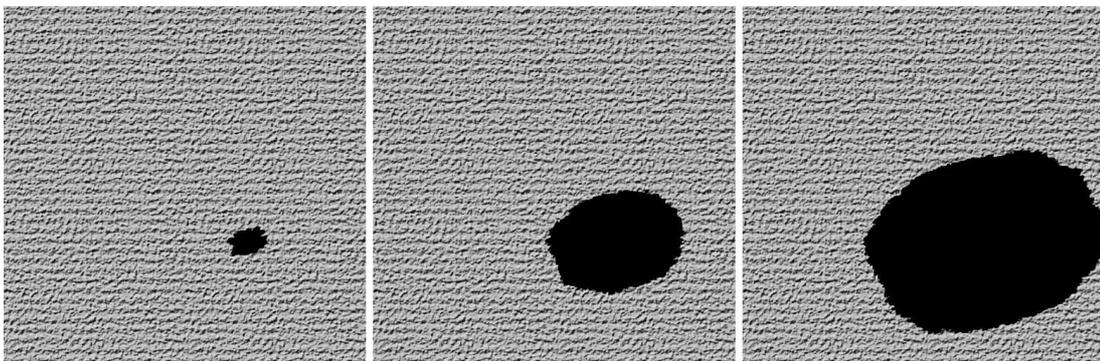


Figura 02: Mosaico com três imagens criadas com uma simulação do crescimento de uma área. Denominadas Area\_01, Area\_04 e Area\_07.

Os resultados dos cálculos deste segundo grupo de teste também foram parametrizados entre 1 e 0 e dispostos no Gráfico 2.

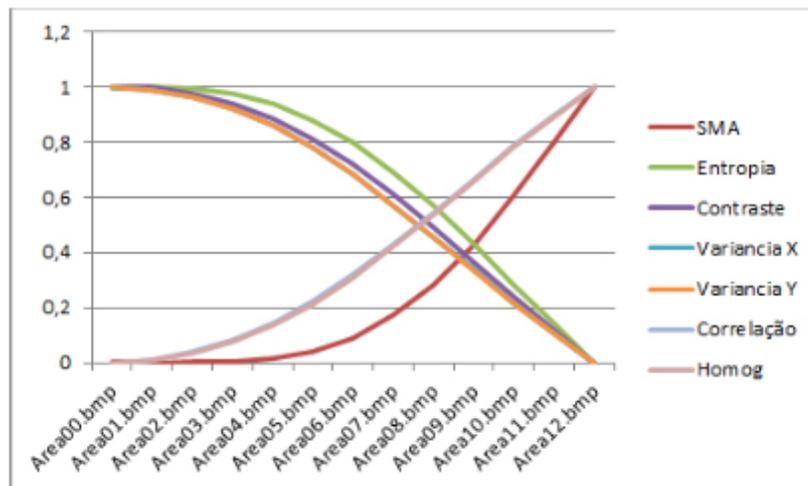


Gráfico 02: Resultados ordenados dos descritores do segundo conjunto de teste.

É possível perceber no Gráfico 02 que os valores de variância, X e Y, continuam muito próximos um do outro, como no resultado do primeiro conjunto.

Como as imagens estão ordenadas no gráfico e os dados parametrizados, é natural que os valores variem de 0 a 1 ou vice-versa. A pequena variação entre as variâncias X e Y também foi analisada. Ao longo de todas as figuras do primeiro e segundo grupo existe uma variação máxima de 0,75% entre as variâncias. Devido à semelhança dos valores em todos os testes consideramos ambos interdependentes e utilizamos apenas um para aplicações posteriores.

## RESULTADOS E DISCUSSÃO

As imagens para os testes das implementações dos descritores foram criadas visando uma mudança progressiva, a multiplicidade de quadriláteros no primeiro grupo e o aumento da área negra no segundo grupo. Ao calcularmos os descritores e ordenarmos os resultados (Gráfico 01 e Gráfico 02) é notório a progressão dos resultados: no primeiro grupo o segundo momento angular e a homogeneidade apenas declinaram, enquanto a entropia e a correlação aumentaram, e os outros descritores permaneceram nulos (Gráfico 01). E no segundo grupo, ocorreu o inverso: os valores do segundo momento angular e da homogeneidade subiram junto com a correlação, enquanto a entropia, o contraste e as variâncias X e Y declinaram.

## CONCLUSÕES

Dentro dos grupos de teste os resultados dos descritores acompanharam as diferenças das texturas das imagens. Pela semelhança entre os valores obtidos da variância em X e Y, concluímos que ambos são interdependentes e, por essa razão, a variância Y foi eliminada das classificações posteriores ao grupo de teste.

Testes futuros, como utilizar diferentes ângulos como operadores e as diferentes distâncias dos pixels, serão testados para avaliar possíveis valores mais precisos e um menor custo computacional.

Como visto, a classificação de imagens por meio dos descritores de textura pode ser utilizada em outras classificações como identificação de calcificações em mamografias (FERNANDES, 2008), localizações de áreas desmatadas em aerofotografias e determinação de padrões em plantações (SANTOS, 2009), mostrando-se uma relevante ferramenta de auxílio a tomada de decisões (FERNANDES, 2012).

## BIBLIOGRAFIA

FERNANDES, S. **Caracterização de imagens de microtomografia de raios X baseada em descritores de textura**. 2012. 102 f. Tese (Doutorado em Modelagem Computacional): IPRJ-UERJ, Nova Friburgo, RJ, 2012.

FERNANDES, S. *et al.* Diagnóstico Auxiliado por Computador para Detecção, Identificação e Classificação de Microcalcificações em Mamogramas Digitais. *In* LATIN AMERICAN SEMINAR OF ANALYSIS BY X-RAY TECHNIQUES, 11., 2008, Cabo Frio. **Anais...** Cabo Frio: COPPE-UFRJ, 2008. p. 16-20.

GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento Digital de Imagens**. São Paulo: Editora Edgard Blücher, 2003.

HARALICK, R. M.; SHANMUGAM, K.; DINSTEN, I. Textural Features for Image Classification. *In* IEEE TRANSACTIONS ON SYSTEMS, MAN AND CYBERNETICS, v. 3, n. 6, 1973. **Anais...** p. 610-621.

NASCIMENTO, J. P. R. **Análise e Classificação de Imagens Baseadas em Características de Textura Utilizando Matrizes de Co-ocorrência**. 2003. 116 f. Dissertação (Mestrado em Informática): UFPR, Curitiba, PR, 2003.

OLIVEIRA, W. E. B. *et al.* Classificação de padrões utilizando descritores de textura. *In* SIMPÓSIO DE MECÂNICA COMPUTACIONAL E ENCONTRO MINEIRO DE MODELAGEM COMPUTACIONAL, 11 e 2., 2014, Juiz de Fora. **Anais eletrônicos...** Juiz de Fora: UFJF, 2014. Disponível em: <[http://www.ufjf.br/simmec-emmcomp-2014/files/2014/05/simmec-emmcomp-2014\\_submission\\_82.pdf](http://www.ufjf.br/simmec-emmcomp-2014/files/2014/05/simmec-emmcomp-2014_submission_82.pdf)>. Acesso em: 22 nov. 2014.

PEDRINI, H.; SCHWARTZ, W. R. **Análise de Imagens Digitais: Princípios, Algoritmos e Aplicações**. São Paulo: Thomson Learning, 2008.

SANTOS, A. P. O. **Desenvolvimento de Descritores de Imagem para Reconhecimento de Padrões de Plantas Invasoras** (Folhas Largas e Folhas Estreitas). 2009. 185 f. Tese (Doutorado em Ciência da Computação): UFSCar, São Carlos, SP, 2009.