

文章编号: 1002-1582(2006)03-0413-03

基于尺度质心统计的纹理分析^{*}

张涛, 王成儒

(燕山大学 信息科学与工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 结合目前纹理分析的三类算法, 提出了尺度质心统计的分析算法。该算法以具有多分辨率特性的小波包为基础, 结合结构法的纹理元分析方式, 采用区域质心完成局部特征提取, 最后使用投影法进行整体的特征提取。实验证明, 尺度质心统计取得了令人满意的纹理分析效果。

关 键 词: 纹理分析; 尺度质心统计; 图像检索; 多分辨率

中图分类号: TP751 文献标识码: A

Texture analysis based on scale centroid statistic

ZHANG Tao, WANG Cheng-ru

(Information Science and Engineering College, Yanshan University, Qinhuangdao Heibei 066004, China)

Abstract: Combined with the categories of existing algorithms, a new algorithm named scale centroid statistic (SCS) was presented. The texture feature was obtained by statistically projecting the local centroid which was referred from the structural texture analysis methods based on the wavelet package transform. The experiment results show that the SCS algorithm has a satisfying effect to texture analysis.

Key words: texture analysis; scale centroid statistic (SCS); image retrieval; multi resolution

1 引 言

纹理分析是目前图像分析领域的研究热点, 广泛应用于图像检索、医学与遥感图像处理和工业检测等领域。目前, 对纹理的分析算法一般分为统计、结构和谱分析三类方法^[1]。统计类方法原理简单, 较易实现, 但适用范围受到限制; 结构类方法的研究重点为纹理元相互关系和排列规则, 由于目前纹理元提取算法的限制, 通常假设固定大小窗口为纹理元^[2]; 谱分析法方法中以小波变换等多尺度分析方法最为典型, 它们根据人类视觉机理, 在空间和频率域内同时对纹理进行分析。

本文结合三类算法的各自特点, 提出尺度质心统计方法。该算法在小波包分析基础上, 通过统计质心的分布情况对图像纹理进行特征提取与分析。分别利用了小波包的多尺度谱分析性能, 结构类的局部特征提取思想和投影的统计方法, 以达到更适合人类视觉特征和提高纹理分析性能的要求。

2 二维离散小波包变换

标准的二维离散小波包变换^[3] 可以看成是一

组正交镜像滤波器 (Quadrature Mirror Filter, QMF) H 和 G 。 H 为系统函数 $h(n)$ 的低通滤波器, 相应的高通滤波器 G 的系统函数为

$$g(n) = (-1)^n h(1-n) \quad (1)$$

且 $h(n)$ 与 $g(n)$ 满足以下关系式

$$\sum_n h(n) h(n+2j) = 0 \quad j \neq 0 \quad (2)$$

$$\sum_n h(n)^2 = 1 \quad (3)$$

$$\sum_n h(n) g(n+2j) = 0 \quad (4)$$

对大小为 $M \times N$ 的图像 x 的 $p+1$ 阶 (其中 $p \leq \min(\log_2(N), \log_2(M))$) 二维小波包分解可通过 p 阶分解系数递推得到, 递推公式如 (5) ~ (8) 式

$$C_{4k+1, (i, j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n h(m) h(n) C_{k, (m+2i, n+2j)}^p \quad (5)$$

$$C_{4k+1, (i, j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n h(m) g(n) C_{k, (m+2i, n+2j)}^p \quad (6)$$

$$C_{4k+2, (i, j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n g(m) h(n) C_{k, (m+2i, n+2j)}^p \quad (7)$$

$$C_{4k+3, (i, j)}^{p+1} = \sum_m \sum_n g(m) g(n) C_{k, (m+2i, n+2j)}^p \quad (8)$$

其中 $C_{0, (i, j)}^0 = x(i, j)$ 。由滤波器观点, $C_{4k+l, (i, j)}^{p+1}$ ($l = 0, 1, 2, 3$) 分别为对 $C_{k, (m+2i, n+2j)}^p$ 进行 LL、LH、HL 和 HH 滤波的结果, 保留了原始图像的低频、水

* 收稿日期: 2005-03-25; 收到修改稿日期: 2005-05-11

E-mail: zhtao-79@163.com

作者简介: 张涛 (1979-), 男, 燕山大学助教, 硕士, 从事图像处理、模式识别研究。

平、垂直与对角线信息。除 LL 波段外,各子带系数近似于均值为零的高斯分布,因此使用其绝对值 $|C_{4k+l}^{p+1}(i,j)|$ 代替小波系数仍可反映该子带信息,且由于 $|C_{4k+l}^{p+1}(i,j)|$ 从能量角度进行特征提取,因此所得结果更符合人类视觉特性。

3 尺度质心统计

3.1 局部质心性质

设子带系数能量场 $f(x,y)$ 中区域 S 的质心坐标 (G_x, G_y) 如(9)式,由此可得出如下性质

$$\begin{cases} G_x = \frac{\iint_S x f(x,y) dx dy}{\iint_S f(x,y) dx dy} \\ G_y = \frac{\iint_S y f(x,y) dx dy}{\iint_S f(x,y) dx dy} \end{cases} \quad (9)$$

(1) (G_x, G_y) 是该区域的能量分布中心,可以很好的表示区域内能量的分布趋势。

(2) 小波子带系数可认为是对原始图像的滤波结果,因此不同子带是从不同方向对原始图像的描述。由此所得的子带系数能量可近似表示该性质^[4]。因此 (G_x, G_y) 可近似认为是相应方向上的区域灰度分布中心。

(3) 设 $\iint_S f(x,y) dx dy = c$, 若 $c = 1$ 则 $G_x = \iint_S x f(x,y) dx dy$, 即为均值的表达式。因此,质心坐标具有一阶统计特性。

(4) 由以上分析可知,设 S 区域的中心为 (x_0, y_0) , 令

$$G = (G_x - x_0) + j(G_y - y_0) = |G| e^{j\theta} \quad (10)$$

其中 j 为虚数单位; $|\cdot|$ 为取模运算; θ 表示 S 区域内图像能量与灰度值的变化方向; $|G|$ 表示 S 区域内图像能量与灰度值的变化强度。因此 (G_x, G_y) 成为了人们在观看一幅图像时的首要着眼点。

基于以上讨论,可以使用 G 来刻画 S 区域可以反映该区域内图像的能量与灰度变化情况、一阶统计特性和首要着眼点位置。

3.2 尺度质心统计

认为子带系数能量场 $f(x,y)$ 中任一点 $I(x,y)$ 的纹理基元是以 $I(x,y)$ 为中心, $W \times W$ 为大小的窗口区域 S 。则 S 的质心 $G(x,y)$ 可通过(9)式和(10)式求得,表示为

$$G(x,y) = |G(x,y)| e^{j\theta(x,y)} = r(x,y) e^{j\theta(x,y)} \quad (11)$$

$G(x,y)$ 从幅度与角度两方面刻画了点 $I(x,y)$ 处区域特征,可反映该区域能量与对应图像区域

的灰度分布情况。为了描述纹理的整体特征,采用统计方法对 $G(x,y)$ 进行统计。考虑到 $r(x,y)$ 与 $\theta(x,y)$ 在内容上的相关性,本文使用可将二者有机结合的投影方法^[5] 计算纹理的整体特征。向量 r 到向量 θ 的圆周投影为

$$\begin{aligned} p(\theta_i) &= \iint_{\theta(x,y)=\theta_i} G(x,y) dx dy \\ &= \iint_{\theta(x,y)=\theta_i} r(x,y) e^{j\theta(x,y)} dx dy \end{aligned} \quad (12)$$

为便于计算,需对其作离散化处理。设 θ 的离散采样率为 N , 采样间隔为 $2\Delta\theta$, 则

$$p(\theta_i) = \sum_{\theta_i - \Delta\theta < \theta(x,y) < \theta_i + \Delta\theta} r(x,y) \quad (13)$$

实验表明, $r(x,y)$ 的分布主要集中在 $[0, (W-1)/2]$, 因此(13)式将“湮没”变化剧烈的基元。为突出这些基元对整体纹理的作用,将(13)式改写为

$$p(\theta_i) = \sum_{\theta_i - \Delta\theta < \theta(x,y) < \theta_i + \Delta\theta} \ln |\alpha \times r(x,y) + 1| \quad (14)$$

式(14)即为质心统计,通过加权系数 α 表示变化激烈基元的重要程度。

因此原始图像纹理特征可表示为 $f = [p_o, p_{LL}, p_{LH}, p_{HL}, p_{HH}]$, 其中 p_o 表示对原始图像的质心统计, $\{p_{i,j} | i = L, H; j = L, H\}$ 表示相应小波系数子带能量的质心统计。实验证明,当离散采样率 N 取值偏小时将影响分析精度,而 N 值又直接影响特征向量维数。特征维数偏高将不利于存储与检索等方面的应用。研究发现,特征曲线的高频信息大多是由噪声引起,因此本文使用提取近似小波系数的方法进行特征缩减^[6], 实验证明,对于 $N = 180$ 的情况,分解层数为 2 时,新的特征维数仅为原维数的 1/4。但由于滤除了包含噪声的高频分量,其分析精度所有提高。

4 实验结果

本文采用基于内容的图像检索 (content-based image retrieval, CBIR) 对算法进行检验。采用的测试图像库为经过 Queensland 大学分类整理的 brodatz 自然纹理图像库^[7], 该图像库共 16 类 256 幅图像,每幅图像只与其它 255 幅图中的 15 幅相关。256 幅图像中的每一幅均作为检索图像参加一次检索,本文中的所有实验数据均为这 256 次检索的平均值。

实验使用的评价指标为查准率和查全率。查准率的含义是在一次查询过程中,系统返回的查询结果中相关图像的数目占有返回图像数目的比例;

查全率的含义是系统返回的查询结果中相关图像的数目占有所有相关图像数目(包括已返回和未返回)的比例。这两个指标越高, 说明算法的检索效果越好。

在相同的测试环境下, 实验采用标准小波包分解^[1]和尺度共生矩阵^[8]算法作为对比算法, 其中尺度共生矩阵算法结合了小波变换的多分辨率特性和共生矩阵的统计思想, 与本文算法有较强的对比意义。实验结果分别如表 1 和表 2 所示。其中查准率(i)和查全率(i)表示系统返回图像数为 i 时的查准率和查全率。由于图像库中对任何一幅图像只有 15 幅是与其相关的, 所以查准率系统返回图像数。同理 $i \leq 15$, 对于查全率来说, 只有 $i \geq 15$ 查全率指标才有实际意义。

表 1 查准率比较(单位: %)

算法名称	查准率(5)	查准率(10)	查准率(15)
标准小波包	87. 89	79. 37	72. 11
尺度共生矩阵	90. 16	79. 02	70. 55
尺度质心统计	96. 09	91. 84	85. 31

表 2 查全率比较(单位: %)

算法名称	查全率(20)	查全率(30)	查全率(50)
标准小波包	76. 36	84. 33	92. 09
尺度共生矩阵	74. 77	84. 07	93. 47
尺度质心统计	87. 87	92. 36	96. 36

由实验结果可知, 与标准小波包与尺度共生矩阵相比, 尺度质心统计算法无论在查准率还是查全率均有一定程度的提高。这主要是由于其结合了多种纹理分析方法, 使得分析更为细致与精确。图 2~4 为使用不同算法对图 1 进行检索的结果比较。

返回图像选择为 8 幅。由此可以看到, 尺度质心模式统计算法得到的返回图像全部相关, 而标准小波包和尺度共生矩阵算法的返回图像中均有不相关图像。

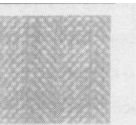


图 1 检索图像

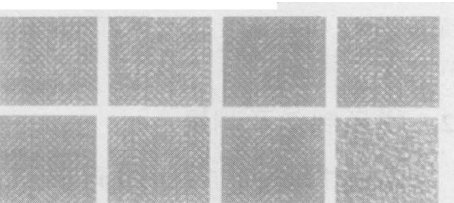


图 2 标准小波包算法检索结果

5 结 论

本文提出尺度质心统计算法。该算法以具有多分辨率特性的小波包为基础, 结合结构法的纹理元分析方式, 采用区域质心完成局部特

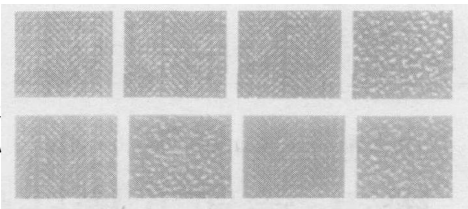


图 3 尺度共生矩阵算法检索结果

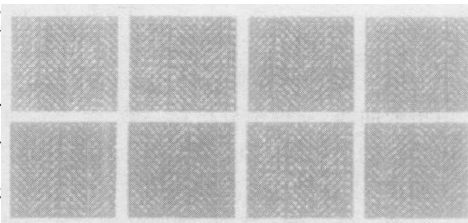


图 4 尺度质心模式算法检索结果

征提取, 最后使用投影法进行整体的特征提取。实验证明, 由于结合了目前三类纹理分析算法各自的思想 and 特点, 尺度质心统计取得了良好的纹理分析性能和检索效果。在保持现有性能的基础上如何进一步减少运算量和降低特征维数, 是本算法今后的研究方向。

参考文献:

[1] Laine A, Fan J. Texture classification by wavelet packet signatures [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15 (11): 1186—1191.

[2] 盛文, 杨江平, 柳健, 等. 一种基于纹理元灰度模式统计的图像纹理分析方法[J]. 电子学报, 2000, 28 (4): 73—75.

[3] Pun C M, Lee M C. Log-polar wavelet energy signatures for rotation and scale invariant texture classification[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25 (5): 590—602.

[4] Sastry Ch. S, Pujari A K, Deekshatulu B L, et al. A wavelet based multiresolution algorithm for rotation invariant feature extraction [J]. Pattern Recognition Letters, 2004, 25 (16): 1845—1855.

[5] 王东峰, 邹谋炎. 傅氏变换的自配准性质及其在纹理识别和图像分割中的应用[J]. 中国图像图形学报(A), 2003, 8 (2): 140—146.

[6] 张海勤, 蔡庆生. 基于小波变换的时间序列相似模式匹配[J]. 计算机学报, 2003, 26(3): 373—377.

[7] Smith G. “Brodatz” Test Suite [EB/OL]. www. cssip. uq. edu. au/ staff/ meastex/ imgs/ brodatz. html, 1998-01-19/ 2003-10-03

[8] Arivazhagan S, Ganesan L. Texture classification using wavelet transform[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24: 1513—1521.

(上接第 412 页)

[2] Muller C R, et al. Automated 3D region growing algorithm based on an assessment function[J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(1): 137—150.

[3] 张学工. 统计学习理论的本质[M]. 北京, 清华大学出版社, 2000.

[4] Emad F, Caro L, Hamid S Z. Automatic landmark extraction from image data using modified growing neural gas network[J]. IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine, 2003, 7

(2): 77—85.

[5] Liu N N, Tian J, Hu Z G, et al. An information integration method of texture and gray based on neural network[J]. Journal of Software, 1999 (10) 6: 575—579.

[6] Park H, Schoepflin T, Kim Y. Active contour model with gradient directional information; directional snake[J]. IEEE transactions on circuits system and video technology, 2001, 15(2): 252—256.

[7] Chan T F, Ves L A. Active contours without edges[J]. IEEE transactions on image processing, 2001, 10(2): 266—276.