

基于纹理的旋转不变图像检索算法的研究

吴娅辉, 王成儒, 张 涛

(燕山大学 信息学院电子与通信工程系, 河北 秦皇岛 066004)

摘 要: 提出一种基于 Gabor 变换的旋转不变多尺度广义粗糙度特征向量并结合自适应加权距离进行纹理图像检索的方法。利用图像 Gabor 分解的幅度谱, 依据多尺度空间局部能量分布、Hurst 分形指数、方向差别来计算纹理特征向量, 最后采用自适应加权的街区距离作为相似性准则。仿真结果表明, 该算法对旋转纹理图像取得了很好的检索结果。

关键词: 纹理检索; 旋转不变; Gabor; 自适应加权

中图分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1000-7024 (2005) 10-2719-02

Rotation-invariant image retrieval algorithm based on texture

WU Ya-hui, WANG Cheng-ru, ZHANG Tao

(Department of Information Science and Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: A rotation-invariant and multi-scale generalized roughness feature is presented and it was combined with an adaptive weighted distance to apply in texture retrieval. Texture image was decomposed based on Gabor transformation, the rotation-invariant vector was formed by making use of the amplitude spectrum and combining with energy distributions, Hurst parameters and direction differences. Finally, the adaptive weighted distance was used to measure the similarity. Simulation results show that the proposed approach performed well in the rotation texture images.

Key words: texture retrieval; rotation-invariant; Gabor; adaptive weighted

1 引 言

随着数字图像数量的急剧增长和多媒体技术的快速发展, 图像检索技术已成为当前的研究热点之一。目前, 主要采用基于内容的图像检索方法, 而基于纹理的图像检索作为它的重要组成部分, 得到了越来越多的重视。

旋转不变纹理检索一直是检索研究中的一个热门课题。以往的研究中也提出了许多旋转不变纹理特征, 如 Do 等使用小波隐马尔可夫模型^[1]、Ojala 等提出局部二进统计模式 (LBP)^[2]、Zhang 等提取 Gabor 变换的均值和方差, 利用主方向进行重排序^[3]等方法都得到了很好的结果。

基于纹理的图像检索系统主要包括两个关键部分: 选择合适的特征和相似性度量标准。本文采用 Gabor 变换结合统计特征进行纹理图像检索, 同时考虑特征的相似性度量。依据 Gabor 变换的多尺度、多方向分解特性及纹理粗糙度特征和 Hurst 分形指数可以很好地刻画纹理分布的方向性、尺度性和能量分布性, 形成旋转不变多尺度广义粗糙度纹理描述子。此外, 利用不同特征项具有不同的分辨能力, 使用自适应加权街区距离进行相似性度量。

仿真结果清楚地表明, 该算法很好地实现了旋转纹理图像的检索。

2 Gabor 分解

Gabor 分解具有多通道和多分辨率特性, 可同时在空频域达到最优联合分辨率。但 Gabor 小波为非正交的, 因此本文采用文献[4]中 Gabor 滤波器的设计方法, 尽可能地减少冗余信息。Gabor 小波表示为:

$$g_m(x, y) = a^{-m} g(x', y') \quad (1)$$

其中 $a = (U_h/U_l)^{\frac{1}{S-1}}$, U_h 和 U_l 分别表示最高和最低中心频率, S 为尺度数。 m 表示当前尺度, n 为当前方向, $m, n \in Z; Z$ 为整数。

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \times \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi j U_0 x \right] \quad (2)$$

$$x' = a^{-m} (x \cos \theta + y \sin \theta)$$

$$y' = a^{-m} (-x \sin \theta + y \cos \theta)$$

$\theta = n\pi/K$, K 为方向总数, 其它参数选择见文献[4]。为了消除平均亮度对滤波响应的影响, 将滤波器调整为零均值。

3 多尺度广义粗糙度特征

Gabor 分解的第 m 尺度 n 方向的信号表示为:

$$F_{mn}(x, y) = |F_{mn}(x, y)| \exp(j\varphi_{mn}(x, y)) \quad (3)$$

其中, $|F_{mn}(x, y)|$ 表示幅度信号, 它是关于 n 的周期函数^[5], 当原图像旋转 θ 时, 相当于幅度谱循环平移 $-K\theta/180^\circ$, 即:

$$|F_{m((n+K/2))}(x, y)| = |F_{mn}(x, y)| \quad (4)$$

收稿日期: 2004-10-08。

作者简介: 吴娅辉 (1980-), 女, 河北邯郸人, 硕士生, 研究方向为纹理图像检索; 王成儒 (1949-), 男, 黑龙江宁安人, 教授, 研究方向为图像处理 and 模式识别; 张涛 (1979-), 男, 河北唐山人, 硕士生, 研究方向为图像纹理分析和模式识别。

提取图像 Gabor 分解各个子带的能量：

$$E_{mn} = \sum_{x,y} |F_{mn}(x,y)| \quad (5)$$

则尺度 m 下纹理的局部总能量为

$$E_m = \sum_n E_{mn} \quad (6)$$

为了刻画不同尺度间的相对差别,定义 Hurst 分形指数：

$$H_m = 0.5 \log(|E_{m+1}/E_m|) \quad (7)$$

下面对各个分解图像进行特征提取。引入方向粗糙度特征 R_{mn} ,它有效地刻画了子带内的纹理信息^[6]。对每一子带有：

$$\left\langle \max_{\substack{u \in \{x-\varepsilon, x+\varepsilon\} \\ v \in \{y-\varepsilon, y+\varepsilon\}}} |F_{mn}(u,v)| \right\rangle_{N \times N} \quad (8)$$

其中 $N \times N$ 为子带大小, $\langle \cdot \rangle_{N \times N}$ 表示对子带内所有点进行算术平均, $\varepsilon = 1, 2, 3$ 为运算步长。因此 R_{mn} 可近似看做由如下坐标点所拟合直线的斜率：

$$(\log \varepsilon \log \left\langle \max_{\substack{u \in \{x-\varepsilon, x+\varepsilon\} \\ v \in \{y-\varepsilon, y+\varepsilon\}}} |F_{mn}(u,v)| \right\rangle_{N \times N})$$

另外不同方向上的相对纹理能量对纹理粗糙度的视觉效应具有重要影响,因此使用同一尺度不同方向上的能量所占的百分比对对应方向上的特征进行加权,可以强调人类视觉比较敏感的特征。

尺度 m 方向 n 上的能量百分比定义为

$$Per_{mn} = E_{mn} / E_m \quad (9)$$

则基于能量分布的加权粗糙度特征为

$$WR_{mn} = R_{mn} \cdot Per_{mn} \quad (10)$$

平均加权粗糙度特征为

$$AF_m = \frac{1}{K} \sum_n WR_{mn} \quad (11)$$

为了刻画不同方向之间的特征差别,定义最大绝对方向差特征

$$DF_{mf} = \max |WR_{mn} - WR_{m(n+d)}| \quad (12)$$

$$d=1, \dots, K/2, \quad n=1, \dots, K-d$$

实验中,将原图像进行 4 个尺度 6 个方向上的 Gabor 分解。各个特征表示为：

(1)多尺度 Hurst 分形特征：

$$H=[H_1, H_2, H_3] \quad (13)$$

(2)多尺度加权粗糙度特征：

$$AF=[AF_1, AF_2, AF_3, AF_4] \quad (14)$$

(3)相对方向变化的特征：

$$DF=[DF_{11}, DF_{12}, \dots, DF_{42}, DF_{43}] \quad (15)$$

其中,前 2 个特征向量与方向无关,第 3 个特征向量表示加权粗糙特征在各个尺度上方向间隔分别为 30、60 和 90 度时的最大方向差值。由于方向差值受图像旋转的影响很小,可近似看做与方向无关,因此上述各个向量可以看做是旋转不变的。

整个纹理图像可用如下 19 维向量 T 来描述：

$$T=[H, AF, DF] \quad (16)$$

4 相似性度量

由于不同的特征项具有不同的分辨能力,因此在相似性度量时应应对不同的特征加上不同的权值,以调整各个特征项在相似性判决中的作用。加权的依据为：当一个特征项的分辨能力比较强时,特征库的各类图像中对应该特征项的类间方差都比较大,而同类图像的类内方差则比较小。两个方差

之间的比值代表了特征的权值大小。

计算时,先将图像库中各幅图像进行人工分类,也就是标出检索后各幅图像对应的正确检索结果。分别计算各类图像的各个特征之间的类内方差,然后,将一类图像中各幅图像的特征向量求平均,得到一个表示该类图像的特征向量,最后计算该类图像与其它各类图像的类间方差值。设 σ_{jk}^{inter} 和 σ_{jk}^{intra} 分别为对应第 j 幅图像第 k 个特征的类间方差值和类内方差值,则第 j 幅图像的第 k 个特征的权值表示为：

$$\omega_{jk} = \sigma_{jk}^{inter} / \sigma_{jk}^{intra} \quad (17)$$

该值越大,认为这幅图像中该维特征的分辨能力越强。

将各个权值做归一化处理：

$$\omega_{jk}^{nor} = \omega_{jk} / (\sum_k \omega_{jk}) \quad (18)$$

在进行相似性度量时,本文采用加权的方差归一化街区距离。设查询图像的特征向量为 T_q ,图像库中第 j 幅图像的特征向量为 T_j 。则 2 幅图像之间的距离定义为：

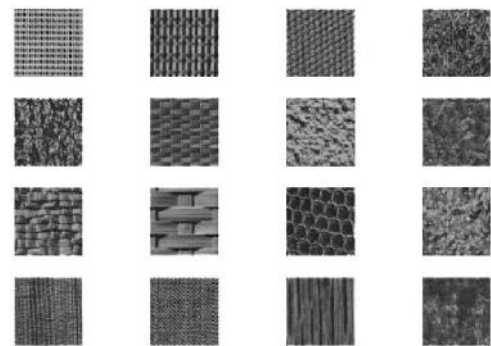
$$d = \sum_k \omega_{jk}^{nor} \times \frac{|T_q(k) - T_j(k)|}{\sigma_j(k)} \quad (19)$$

其中, $T_q(k)$ 和 $T_j(k)$ 分别为查询图像和库中第 j 幅图像的第 k 个特征值, ω_{jk}^{nor} 为第 j 幅图像的第 k 个特征项的归一化的权值, $\sigma_j(k)$ 表示图像库中第 k 个特征项的标准偏差。

5 实验结果

本节主要验证算法对旋转纹理库的检索效果,并将实验结果与文献[2]中 LBP 特征和文献[3]中旋转不变 Gabor 特征的检索结果进行比较。

选取图 1 所示的 16 幅大小为 128×128 灰度级为 256 的纹理图像,将每幅图像分别旋转 0、20、30、45、60、70、90、120、135 和 150 度 10 个角度,形成大小为 160 的旋转纹理图像库。计算权值时,将对应同一幅图像的 10 个不同旋转角度图像看做一类,则每类图像对应一个权值向量。该图像库共包含 16 类图像,因此得到 16 个权值向量。检索时,依次取出库中每一幅图像作为查询图像,并认为与查询图像对应的 10 个不同旋转角度的图像为其相似图像。由检索结果返回的前 10 幅图像中正确检索到的图像百分比表示检索率。最后,把一类中 10 幅图像的检索率求平均得到这类图像的平均检索率,将 160 次的计算结果求平均得到整个图像库的平均检索率。



(从左至右从上至下依次为 Canvas, cloth, Cotton, Grass, Leather, Matting, Paper, Pigskin, Raffia, Rattan, Reptile, Sand, Straw, Weave, Wood, Wool)

图 1 未旋转的纹理图像

(下转第 2751 页)

割集的运算量;未对不交化矩阵做任何修改,便于再次利用不交化矩阵进行以后的计算,结合早期不交化方法,该算法可广泛应用于大型故障树分析。

参考文献:

[1] 刘永宾,陈金水,谢学武.割集矩阵在早期不交化FTA中的应用[J].天津大学学报, 2000,33(3):318-323.
[2] 陈金水,刘永宾.割集矩阵在皮带机故障分析中的应用研究[J].铸造设备研究, 1999,(6):16-22.
[3] 方遑,周经伦,吴涛.故障树计算的一种新方法[J].模糊系统与数学, 1996,10(4):83-89.

[4] Ladislav Rosenberg. Algorithm for finding minimal cut sets in a fault tree[J]. Reliability Engineering and System Safety, 1996, 53:67-71.
[5] 张晓莉,罗文劫,刘振鹏,等.数据结构与算法[M].北京:机械工业出版社, 2002.91-133.
[6] 金星,武江涛,洪延姬.直接不交化方法在故障树定量分析中的应用[J].中国空间科学技术, 2001,(3):60-64.
[7] 金星,沈怀荣,文明,等.故障树定性分析的优化方法[J].指挥技术学院学报, 2001,(6):27-29.
[8] 方遑,罗强,温熙森.用矩阵法 FTA 进行非单调关联系统的早期不交化[J].国防科技大学学报, 1997,(2):85-89.

(上接第 2720 页)

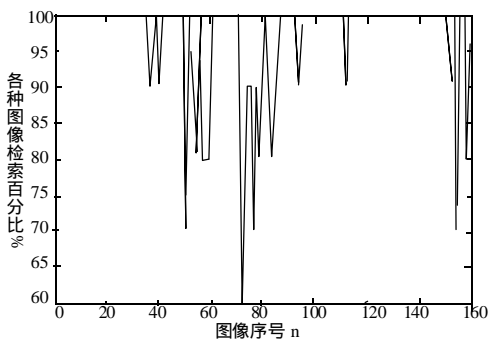


图2 各幅图像的平均检索率曲线

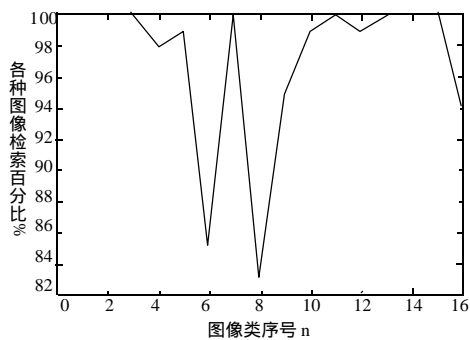


图3 各类图像的平均检索率曲线

通过计算可得,该图像库的平均检索率 r 为 97%。图 2 和图 3 分别给出了图像库中每幅图像和每类图像的平均检索率曲线图。

使用相同的测试图像,将本算法的结果与文献[2]中 LBP 特征和文献[3]中旋转不变 Gabor 特征的检索结果进行比较,这 2 种方法分别从空间域和频率域对纹理进行描述,是有效的纹理描述方法。对 LBP 的相似性测度采用了文献[2]中的对数似然比准则,对 Gabor 特征的相似性测度采用了本文的方

法。比较结果如表 1 所示,表中 R 表示 LBP 算法所取半径大小, P 表示圆周上采样点数。从表中数据可以看出,本算法的检索率明显高于 LBP 算法各种情况下的检索结果,略低于 Gabor 特征的检索结果,但是同时比较各算法特征维数可以看出,本算法的特征维数(19)明显低于 Gabor 特征的维数(48)。因此,当综合考虑特征维数和检索率时,本算法的性能要优于其它 2 种算法。

6 结 论

本文提出了一种基于纹理的旋转不变图像检索算法,利用 Gabor 变换和统计特征进行特征提取;在相似性度量时,依据不同特征项的不同分辨能力,使用自适应加权距离函数进行相似性度量。实验表明本文提出的检索方法特征维数适中,检索率较高,有较强的实用性。

参考文献:

[1] Do M N, Vetterli M. Rotation invariant texture characterization and retrieval using steerable wavelet-domain Hidden Markov models[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2002,4(12):517-527.
[2] Ojala T, Pietikainen M, Maenpaa T. Multiresolution gray-scale and rotation-invariant texture classification with local binary patterns[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002,24(7):971-986.
[3] Zhang D S, Wong A, Maria I, et al, Content based image retrieval using Gabor texture features [EB/OL]. <http://www.google.com/search?Q=texture+gabor+rotation+invariant+cbir>.
[4] Manjunath B S, Ma W Y. Texture features for browsing and retrieval of image data[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996,18(8):837-842.
[5] Haley G M, Manjunath B S. Rotation invariant texture classification using a complete space-frequency model[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999,8(2):255-269.
[6] Charalampidis D, Kasparis T. Wavelet-based rotational invariant roughness features for texture classification and segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002,11(8):825-837.

表 1 检索性能比较

算法名称		特征维数	平均检索率(%)
LBP	P=8,R=1	10	78.2500
	P=16,R=2	18	84.7500
	P=24,R=3	26	93.9375
旋转不变 Gabor 特征		48	98.8125
本文算法		19	97