

中图法分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)01-0079-05

论文索引信息: 何永丛, 刘文波, 张弓, 崔鹏. 基于 NSCT 的旋转不变纹理图像检索算法[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(1): 79-83

基于 NSCT 的旋转不变纹理图像检索算法

何永丛¹⁾, 刘文波¹⁾, 张弓²⁾, 崔鹏²⁾

¹⁾(南京航空航天大学自动化学院, 南京 210016) ²⁾(南京航空航天大学信息科学与技术学院, 南京 210016)

摘要: 针对图像检索中常见的旋转问题, 提出了一种基于非抽样 Contourlet 变换(NSCT)的旋转不变检索算法。以 NSCT 域各子带系数的均值和标准方差构成基本特征向量。在相同尺度上, 利用各子带的均值和标准方差之和对特征分量由小到大排序, 同时根据旋转不变性调整排序后特征向量对应的方向序列, 构造方向序列权值、特征分量权值。用加权欧氏距离进行相似性度量以提高检索性能。采用 Brodatz 库生成实验库, 实验结果表明本文方法取得了较好的检索效果。

关键词: 图像检索; 非抽样 Contourlet 变换; 排序; 旋转不变; 权值

Rotation-invariant texture image retrieval algorithm based on non-subsampled contourlet transform

He Yongcong¹⁾, Liu Wenbo¹⁾, Zhang Gong²⁾, Cui Peng²⁾

¹⁾(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016 China)

²⁾(College of Information Science & Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016 China)

Abstract: This paper proposes a rotation-invariant algorithm based on NSCT against the common rotation problems for image retrieval. By calculating the mean and standard deviation of image subbands decomposed by NSCT, the texture feature elements are extracted. For each scale, the feature elements are re-ordered ascending by the sum of mean and standard deviation of each image subband, and the orientation sequences are adjusted by considering rotation-invariant to create orientation-weights and feature element-weights. Weighted euclidean distance was used to improve retrieval efficiency. Experiments were conducted on the image set produced by Brodatz database, and the results demonstrate superiority of the proposed method.

Keywords: image retrieval; non-subsampled Contourlet transform (NSCT); re-order; rotation invariant; weight

0 引言

当图像发生旋转时, 要求算法依然能够准确地检索到发生旋转的图像。在过去几年中, 旋转不变检索算法始终是热点研究方向。Javier 等人通过可

控塔式分解计算各子带的均值和标准方差作为图像的纹理特征, 对特征分量采用主方向排序, 构造了旋转不变特征向量^[1-2]; 文献[3]在进行精检索时, 利用 Gabor 变换后图像各子带的均值和标准方差构成特征向量, 在各尺度上采用主方向排序法得到旋转不变纹理特征; 文献[4]通过 Contourlet 分解, 以各

收稿日期: 2009-07-28; 修回日期: 2009-09-30

基金项目: 教育部留学回国人员科研启动基金(1004-268037)。

第一作者简介: 何永丛(1985—), 男, 南京航空航天大学自动化学院测试计量技术及仪器专业硕士研究生, 主要研究方向为基于内容的图像检索技术。E-mail: hyc.nuaa@163.com。

子带系数的均值和标准方差作为图像的纹理特征,采用特征值主分量分析法,对特征分量由小到大排序得到旋转不变特征向量。这些方法都取得了较好的检索效果。

NSCT 是一种具有平移不变性的多尺度、多方向图像分析方法^[5]。本文提出了一种基于 NSCT 的旋转不变检索算法。以 NSCT 域各子带系数幅度的均值和标准方差作为图像的纹理特征。在相同尺度上,利用各子带的均值和标准方差之和对特征分量由小到大排序,同时根据旋转不变性调整特征分量对应的方向序列,构造方向序列权值、特征分量权值,采用加权欧氏距离进行相似性度量。实验结果表明,本文方法的检索性能比未使用任何排序法有明显的提高;本文方法优于文献[1,3-4]的方法。

1 NSCT

NSCT 由非抽样塔式分解和非抽样方向滤波器组实现^[5],是一种具有平移不变性的多尺度、多方向图像分析方法。NSCT 通过非抽样塔式分解实现多尺度分析,通过非抽样方向滤波器组实现多方向分析,由于没有了抽样环节,各方向子带与原输入图像有相同的尺寸。图 1 是 NSCT 变换流程,首先由非抽样塔式结构将输入的 2 维信号分解为一个高频子带,一个低频子带,接着用非抽样方向滤波器组将高频子带分解为几个方向子带。类似的分解步骤可以在非抽样塔式结构输出的低频子带上反复进行从而实现对信号的多尺度、多方向分析。由于多尺度分解和多方向分解是相互独立的,因而各高频子带上的方向分解数均可以是 2 的任意正整数次幂。

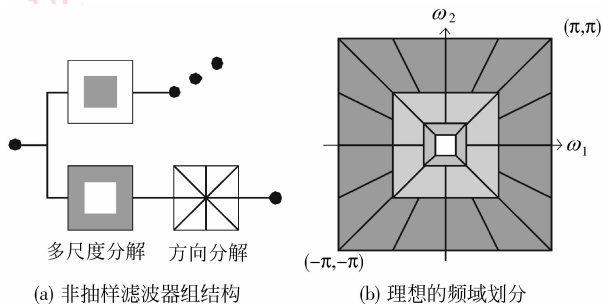


图 1 NSCT

Fig. 1 NSCT

2 旋转不变检索算法

2.1 纹理特征

纹理特征是所有物体表面所共有的特征,是对局部区域像素关系的一种度量,刻画了邻域像素灰度的分布规律,包含了关于物体表面组织结构排列的重要信息以及它们与周围环境的联系^[6]。图像 $I(x,y)$ 经过 NSCT 分解后得到一系列方向子带系数 $S_{mn}(x,y)$,其中尺度 $m=0,1,\dots,s-1$,方向 $n=0,1,\dots,k-1$ 。不同尺度和方向子带系数表征了图像的能量,以各子带系数幅度的均值和标准方差作为图像的纹理特征,则描述图像 $I(x,y)$ 纹理特征的向量 F 定义如下

$$F = [\mu_{00}, \sigma_{00}, \mu_{01}, \sigma_{01}, \dots, \mu_{s-1k-1}, \sigma_{s-1k-1}] \quad (1)$$

以下分析均对图像采用 3 尺度、各尺度均为 4 方向的 NSCT 分解,由 24 个分量描述图像的纹理特征,各尺度方向量化的量化误差为 $\pi/4$ 。

2.2 旋转不变检索算法

2.2.1 特征分量排序

图像经过 NSCT 分解后,各尺度方向子带的分解示意如图 2。 m 尺度上的特征向量如下式

$$F_m = [\mu_{m0}, \sigma_{m0}, \mu_{m1}, \sigma_{m1}, \mu_{m2}, \sigma_{m2}, \mu_{m3}, \sigma_{m3}] \quad (2)$$

在 m 尺度上,以各方向子带的均值、标准方差之和为准由小到大排列特征分量,得到排序后的特征向量。例如,某图在 m 尺度上的特征分量满足下式

$$(\mu_{m0} + \sigma_{m0}) < (\mu_{m1} + \sigma_{m1}) < (\mu_{m3} + \sigma_{m3}) < (\mu_{m2} + \sigma_{m2}) \quad (3)$$

则排序后的特征向量为

$$F_m^R = [\mu_{m0}, \sigma_{m0}, \mu_{m1}, \sigma_{m1}, \mu_{m3}, \sigma_{m3}, \mu_{m2}, \sigma_{m2}] \quad (4)$$

式中的特征分量对 (μ_{m2}, σ_{m2}) 是图像在 m 尺度上的主分量对。对各尺度的特征分量均以上述方法排序,各主分量对对应的方向序号就是各尺度的主方

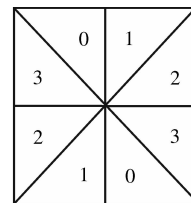


图 2 4 方向分割

Fig. 2 Four-band directional partitioning

向。下面考虑排序后特征向量对应的方向序列的旋转不变性,构造方向序列权值和特征分量权值。

2.2.2 方向序列权值和特征分量权值

式(4)对应的 m 尺度上的方向序列 O_m 为 $[0, 1, 3, 2]$,主方向是 2 方向。方向序列反映的是特征分量的空间分布,在理想情况下,这种空间分布不应随图像的旋转而变化。图像旋转后, m 尺度的特征分量经过“2.2.1 特征分量排序”节方法排序后,对应的方向序列为 O'_m ,则旋转前后图像在 m 尺度上的主方向序号差 Δ 就反映了图像的旋转角度,因此方向序列 O'_m 经过 Δ 调整后应该和 O_m 是一致的,这就是方向序列的旋转不变性。由于 Δ 有正负,且本文对图像的各个尺度进行 4 个方向的分解,方向序列各值的范围为 $0 \sim 3$,因此 O'_m 经过 Δ 调整后,应该再做取模调整,如下式。

$$\begin{cases} O_m^M[i] = \{O'_m[i] - \Delta + 4\} \bmod 4 & \Delta > 0 \\ O_m^M[i] = \{O'_m[i] + |\Delta|\} \bmod 4 & \Delta < 0 \end{cases} \quad (5)$$

$$\Delta = O'_m[3] - O_m[3] \quad i = 0, \dots, 3; m = 0, 1, 2$$

例如,式(4)对应的 m 尺度上的方向序列 O_m 为 $[0, 1, 3, 2]$,图像旋转后, m 尺度的主方向由 2 方向旋转到了 1 方向,则旋转图像 m 尺度上的特征分量经过排序后,方向序列在理想情况下应该为 O'_m : $[3, 0, 2, 1]$ (参照图 2)。用式(5)调整 O'_m 得到 O_m^M , O_m^M 和 O_m 是一致的。

在检索时,给定图像和各待查图像分别进行特征分量排序,以给定图像各尺度的主方向为准,各待查图像的方向序列按式(5)调整。若给定图像和待查图像为相似图像,则待查图像的方向序列经过式(5)调整后应该和给定图像的基本一致,至少在大的特征分量方向上是一致的;若为异类图像,则不能保证。因此,以给定图像和待查图像方向序列的相似性来定义方向序列权值 ωa 。在进行相似性度量时,方向子带的均值和标准方差取相同的权值。 ωa 的定义如下式

$$\omega a(2k) = \omega a(2k + 1) = 1 + \frac{|O_p(k) - O_q(k)|}{8} \quad (k = 0, 1, \dots, 11) \quad (6)$$

给定图像 p 和待查图像 q 均进行特征分量排序,式中 O_p 是给定图像 p 的方向序列, O_q 是待查图像 q 经过式(5)调整后的序列。若两序列一致,则各权值为 1;反之,权值大于 1。在进行图像相似性

度量时,将方向序列的相似性作为一种加权系数。

从 Brodatz 库选取 D52、D106。两类图像分别旋转 0° 、 30° 、 60° 、 90° 、 120° 后,在中央部分截取 128×128 大小的图片,计算得到各图的特征向量。观察排序后特征向量对应的方向序列发现:以 D106 的 0° 图各尺度的主方向为基准,它的 30° 、 60° 、 90° 、 120° 图的方向序列经过式(5)调整后和 0° 图相比,基本是一致的。因为 D106 纹理方向性较强,它的特征分量在各方向子带上变化明显,因此各图的方向序列很容易对齐;而 D52 的 30° 、 60° 、 90° 、 120° 图的方向序列经过式(5)调整后和它的 0° 图相比,各尺度上较大特征分量对应的方向序号是一致的,较小特征分量的方向序号略有错乱。原因是 D52 方向性不明显,它的特征分量在各方向子带上变化较为平缓,排序后小特征值对应的方向序号容易出现偏差。可见相似图像的方向序列经过式(5)调整后,至少在大的特征分量方向上是一致的,因此在进行相似性度量时大特征分量应该起主导地位,故引入特征分量权值:大特征分量对应的权值较大,反之较小。特征分量权值 ωb 的定义如下式

$$\omega b(k) = \frac{F_p^R(k)}{\sum_{n=0}^{23} F_p^R(n)} \quad (k = 0, 1, \dots, 23) \quad (7)$$

式中 F_p^R 是给定图像 p 经过排序后的特征向量。

以下验证方向序列权值 ωa 和特征分量权值 ωb 的有效性。将 ωa 和 ωb 引入欧氏距离^[7]

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{n=0}^{23} [F_p^R(n) - F_q^R(n)]^2} \quad (8)$$

产生加权欧氏距离

$$D(p, q) = \sqrt{\sum_{n=0}^{23} \omega b(n) \omega a(n) [F_p^R(n) - F_q^R(n)]^2} \quad (9)$$

式中 p 为给定图像, q 为待查图像。 F_p^R 、 F_q^R 是图像 p 、 q 经过排序后的特征向量。

以 D106 的 0° 图为给定图像,D106 的 30° 、 60° 、 90° 、 120° ,D52 的 0° 、 30° 、 60° 、 90° 、 120° 图为待查图像。各图的特征向量和方向序列经过本文方法调整后,D106 的 0° 图和其他待查图像的欧氏距离、加权欧氏距离以及两种距离之间的缩小倍数见表 1。

很明显加入两权值后,相似图像之间两种距离的缩小倍数更大,这表明加入方向序列权值和特征分量权值是有效的。

表 1 D106-0°图和其他各图之间的距离

Tab. 1 Distances between D106-0° and other images

	欧氏距离	加权欧氏距离	缩小倍数
D106-30°	1.998	0.463	4.315
D106-60°	2.111	0.479	4.407
D106-90°	1.857	0.456	4.072
D106-120°	2.043	0.464	4.403
D52-0°	57.916	21.641	2.676
D52-30°	58.988	22.003	2.681
D52-60°	58.776	21.899	2.684
D52-90°	58.976	22.037	2.676
D52-120°	59.190	22.183	2.668

3 实验结果

选取 Brodatz 库中 15 类大小为 640×640 的图片,如图 3。将每类图片分别旋转 0° 、 60° 、 120° ,在旋转图片的中央部分截取 4 张互不重叠、大小为 128×128 的图片,共 180 ($15 \times 3 \times 4$) 张图片作为实验库。检索系统基于 Visual C++ 6.0 开发,以 Oracle 9i 为数据库服务器保存图像的纹理特征值。

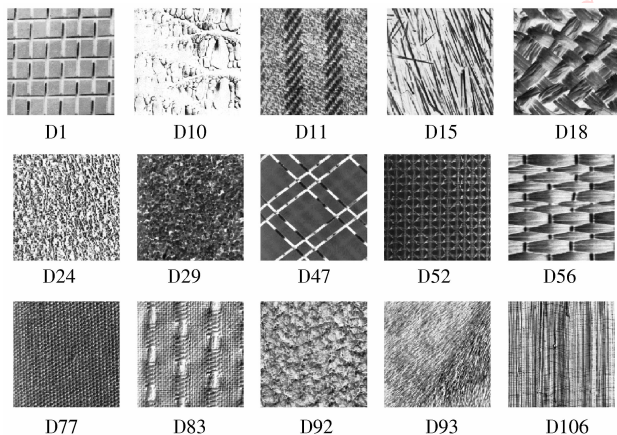


图 3 选取的 15 类图片

Fig. 3 15 classes of images chosen from Brodatz database

在实验库中选取 D83 的 12 张图。图 4(a) 3 条曲线是 D83 旋转 0° 、 60° 、 120° 的平均特征向量曲线, (b) — (e) 分别是经过文献 [1, 3-4] 和本文方法排序后的曲线。从图 4(a) 看, 3 条曲线在各尺度上有相似的趋势, 只是发生了平移, 因此在检索前必须对特征分量进行排序调整。从图 4(e) 看, 本文方法排序后, 3 条曲线的吻合程度比其他方法要好, 这也间接地表明了本文的排序法是有优势的。

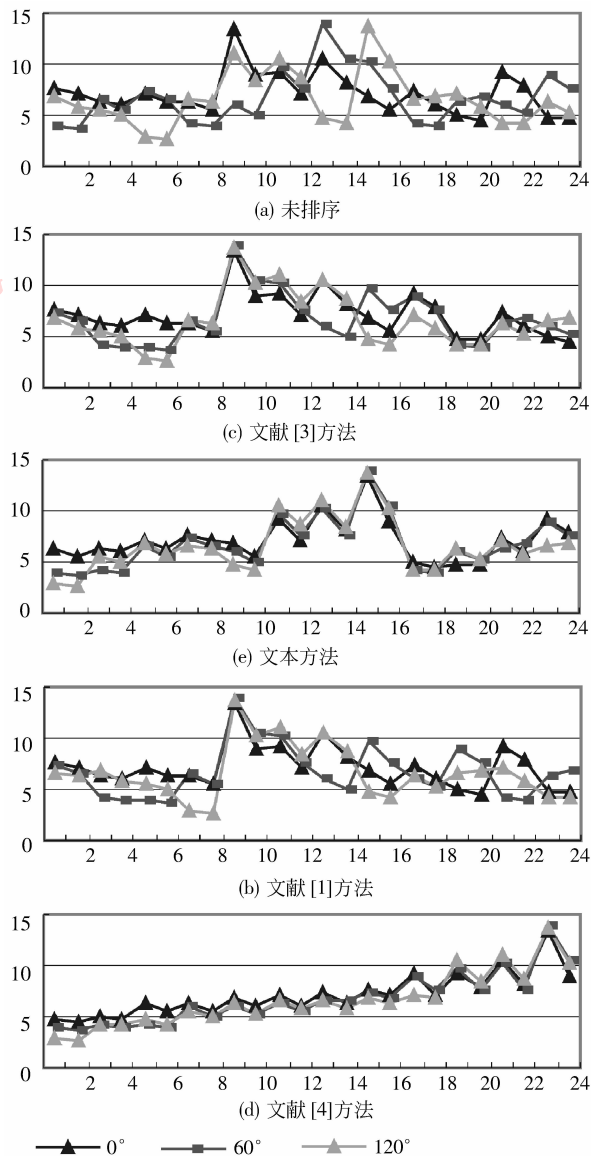


图 4 不同方法排序后 D83 特征向量曲线图

Fig. 4 Curve of D83 feature vectors using different methods

本文方法对各类图的查准率如图 5 所示, 各方法对实验库的平均查准率和漏检率对比如表 2 所示。

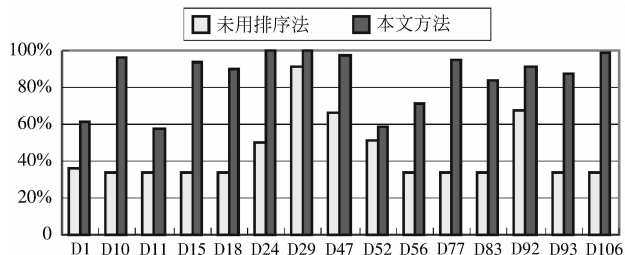


图 5 各类图像的平均查准率

Fig. 5 Average retrieval rates per texture class

表 2 各方法的平均查准率和漏检率对比

Tab.2 Comparison of average retrieval rates and loose rates for different methods

方法	未用排序法	文献[1]	文献[3]	文献[4]	本文方法
平均查准率/%	44.3	72.3	74.5	75.3	85.7
漏检率/%	55.7	27.7	25.5	24.7	14.3

未用任何排序法时,以欧氏距离为相似性度量函数,实验库的平均查准率仅为 44.3%。如图 5 所示,对纹理方向性较强的图像,如 D1, D10, D15, D24, D56, D77, D83, D93, D106 查准率较低。因为图像的旋转对应的是 NSCT 各尺度上特征分量的平移,因此对旋转后的图像,在检索前对其特征分量进行排序调整是必要的。15 类图像使用本文方法后查准率均有一定程度的提高,尤其对上述纹理方向性较强的图像,查准率有更明显的提高。如表 2,本文方法的查准率达到 85.7%,比未使用任何排序法时提高了 41.4%,证明了本文方法的有效性,也说明 NSCT 对图像的方向信息和纹理信息具有很好地捕捉能力,这种多尺度、多方向图像分析法可以很好的捕捉图像的几何结构,是一种“最优”的图像表示方法。以欧氏距离为相似性度量函数,文献[1,3-4]3 种方法对实验库的平均查准率分别为 72.3%,74.5%,75.3%,很明显本文方法的查准率高于这 3 种方法,而本文方法的漏检率只有 14.3%。而对于方向性较弱的 D52,4 种方法查准率的提高均不明显。

文献[4]采用 Contourlet 变换,由于 Contourlet 变换中的下抽样及上采样操作会产生频谱混淆,使 Contourlet 变换不具有平移不变性,而 NSCT 由非抽样塔式分解和非抽样方向滤波器组实现,是一种具有平移不变性的多尺度、多方向图像分析方法,能更有效地捕捉图像的几何信息^[5];图 4 所示,文献[4]方法排序后,3 条特征向量曲线的吻合程度也很好,但是这种方法对特征分量进行排序后丢失了尺度信息和方向信息,所以文献[4]方法的查准率并不高;文献[1]方法是各尺度采用同一个主方向进行排序,但实际上图像经过 NSCT 分解后,不同尺度上的主方向可能是不相同的,这种排序方法容易造成误差;文献[3]方法对于纹理方向性弱的图像,在旋转对齐时也容易出现误差。

4 结 论

提出了一种基于 NSCT 的旋转不变纹理图像检索算法。以 NSCT 域各子带系数幅度的均值和标准方差构成基本特征向量,在相同尺度上,利用各方向子带的均值和标准方差之和对特征分量进行由小到大排序,同时根据旋转不变性来调整排序后特征向量对应的方向序列,并构造方向序列权值和特征分量权值,用加权欧氏距离进行相似性度量。实验结果表明本文方法优于其他文献的方法,具有较强的抗旋转性;对纹理方向性强的图像,本文方法的检索效果尤为显著。

参考文献 (References)

- [1] Javier A, Montoya-Zegarra, Joao Paulo Papa, et al. Learning how to extract rotation-invariant and scale-invariant features from texture images [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2008, 2008(2008): 1-12.
- [2] Javier A, Montoya-Zegarra, Neucimar J, et al. Rotation-invariant and scale-invariant steerable pyramid decomposition for texture image retrieval [C]//Proceedings of the XX Brazilian Symposium on Computer Graphics and Image Processing, Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2007:121-128.
- [3] Wang Chengru, Wu Yahui. Rotation-invariant texture feature for two-stage image retrieval [J]. Opto-Electronic Engineering, 2005, 32(3): 70-72. [王成儒, 吴娅辉. 旋转不变纹理特征用于两级图像检索[J]. 光电工程, 2005, 32(3): 70-72.]
- [4] Gu Chunhua. Research and implementation of SAR image retrieval system based on the Contourlet transform [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2007. [顾春花. 基于 Contourlet 变换的 SAR 图像检索系统的研究与实现 [D]. 南京: 南京航空航天大学, 2007.]
- [5] Arthur L da Cunha, Jianping Zhou, Minh N Do. The nonsubsampling contourlet transform: theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [6] Harafick R M, Shanmugam K. Texture features for image classification [J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.
- [7] Sneth P, Sokal R. Numerical Taxonomy-the Principles and Practice of Numerical Classification [M]. San Francisco: W. H. Freeman, 1973: 80-85.