

文章编号:1001-9081(2010)01-0094-04

一种利用非下采样 Contourlet 变换的纹理检索方法

刘明霞¹, 侯迎坤^{1,2}, 朱向彩¹, 孙修虎³, 杨德运¹

(1. 泰山学院 信息科学技术学院, 山东 泰安 271000; 2. 南京理工大学 计算机科学与技术学院, 南京 210094;

3. 泰安慧致电子科技有限公司, 山东 泰安 271000)

(plumlmx@126.com)

摘要:为提高基于内容的图像检索系统中纹理特征提取的有效性,提出了又一种纹理图像检索方法。该方法利用非下采样 Contourlet 变换对图像进行分解,提取不同子带和不同方向变换系数矩阵的均值和方差为特征向量,作为数据库中纹理图像的索引,并利用两种不同的相似度函数计算图像之间的相似度,建立了一套基于示例查询图像的纹理图像检索系统。实验结果表明,与小波包等特征提取方法相比,该方法不仅能降低特征向量维数,而且能取得更高的检索准确率和检索速度。

关键词:纹理检索;非下采样 Contourlet 变换;小波包变换;相似度

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Novel approach for texture retrieval using nonsubsampling Contourlet transform

LIU Ming-xia¹, HOU Ying-kun^{1,2}, ZHU Xiang-cai¹, SUN Xiu-hu³, YANG De-yun¹

(1. College of Information Science and Technology, Taishan College, Tai'an Shandong 271000, China;

2. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing Jiangsu 210094, China;

3. Tai'an Huizhi Electronic Science and Technology Company Limited, Tai'an Shandong 271000, China)

Abstract: To increase the validity of texture feature extraction in content-based image retrieval system, a novel approach for texture image retrieval was proposed. This approach was based on the NonSubsampled Contourlet Transform (NSCT). The means and variables of NSCT coefficients matrix in different subbands and various directions were extracted to form the feature vectors which were regarded as indexes of texture images in image database. Two similarity functions were used to compute the similarity between images. A texture retrieval system based on query image was developed. Compared to the wavelet package transform, this approach can not only reduce the dimension of feature vectors, but also get higher accuracy and speed of retrieval.

Key words: texture retrieval; NonSubsampled Contourlet Transform (NSCT); wavelet package transform; similarity

0 引言

随着数字图书馆和多媒体数据库的大量普及,基于内容的图像检索成为人们研究的热点。在基于内容的图像检索系统中,图像通过其视觉特征而非文本描述进行索引^[1],这些视觉特征主要包括色彩、纹理和形状等。作为图像最为显著的视觉特征之一,纹理一直是图像检索领域的重要研究内容。通过纹理这一视觉特征,用户可以在数据库中查询到具有相同纹理模式的图像。但是由于纹理现象的复杂性和多样性,目前纹理信息在基于内容的图像检索中应用并不十分广泛。近年来,纹理分析研究的不断深入为基于内容的图像和视频数据库检索技术做出了突出贡献。

在基于变换域的纹理分析方法中,最普遍的是基于小波变换的特征提取方法^[2],该方法在纹理图像检索中得到较广泛应用^[3-5],通过提取小波变换后子带的均值和方差等作为纹理特征。但是二维可分离小波基具有有限的方向,在表现具有丰富方向性的纹理现象方面有明显的不足^[6]。针对小

波变换的缺陷,随之出现了 Ridgelet、Curvelet、Contourlet、Brushlet 和 Bandelet 等多尺度几何分析方法。其中,Contourlet 变换很好地克服了小波变换的缺陷^[7],具有各向异性和多方向选择性等良好性能,文献[8]利用该分析方法进行了纹理检索实验。然而由于下采样过程的存在,Contourlet 变换缺乏平移不变性。在此基础上,文献[9]提出了非下采样 Contourlet 变换(NonSubsampled Contourlet Transform, NSCT),具有完全的平移不变性、多尺度和多方向等特征,并将其应用在图像去噪、图像增强和边缘检测等领域,取得了较好的效果。

基于上述背景,本文提出了一种新的利用非下采样 Contourlet 变换的纹理图像检索方法。通过非下采样 Contourlet 变换提取变换系数矩阵的均值和方差作为纹理特征,实现了图像视觉内容的自动索引和标注。为进行对比,我们分别采用小波包变换和非下采样 Contourlet 变换两种方法提取纹理特征,采用 Euclidean 距离和 Bhattacharyya 距离进行相似度计算,并对检索正确率和检索时间做了比较,验证了本

收稿日期:2009-06-09。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(60872161);泰山学院科研计划项目(Y06-2-16)。

作者简介:刘明霞(1981-),女,山东泰安人,讲师,硕士,主要研究方向:数字图像处理、视频分析;侯迎坤(1972-),男,山东泰安人,讲师,博士研究生,主要研究方向:数字水印、数字图像处理;朱向彩(1973-),男,安徽灵璧人,讲师,硕士,主要研究方向:信息可视化;孙修虎(1981-),男,山东枣庄人,助理工程师,主要研究方向:信息系统、电力自动化;杨德运(1964-),男,山东泰安人,教授,博士,主要研究方向:小波分析、数字图像处理。

文方法的有效性。

1 非下采样 Contourlet 变换

非下采样 Contourlet 变换(NSCT)是一种不进行下采样的 Contourlet 变换^[10]。由非下采样金字塔(Nonsubsampled Pyramid, NSP)和非下采样方向滤波器(Nonsubsampled Directional Filter Banks, NSDFB)两个具有平移不变性的部分组成,其中,NSP用于提供多尺度分析特征,NSDFB用于提供方向性特征。

两层 NSCT 的结构和频域分解示意图如图 1 所示。

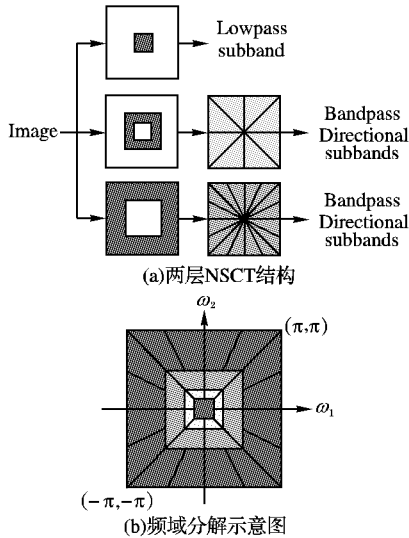


图1 NSCT 两级分解和频域分解示意图

如文献[11]所述,NSP 的结构类似于用 contourlet 算法设计的非抽样小波变换,是将滤波器进行上两种采样后作为下级滤波器,避免了图像因采样而导致的像素之间的错位,从而满足平移不变性。

NSDFB 是将图像频谱分解成不同方向的楔形区域,但是 NSDFB 只对各个滤波器进行上采样,这样就得到非下采样滤波器。从数学上看,NSDFB 分解是将信号在一组基函数上展开,对应的基函数之间是冗余的,这样变换对信号移动就具有平移不变性,能更准确地捕获图像中的几何结构信息。它可以将第一级变换所得到的部分分解为 2 的任意次幂个方向,每个方向上的高频部分和 NSP 得到的低频部分以及原始图像都具有相同的大小。

NSP 与 NSDFB 可以保证信号完全重建的条件是滤波器满足:

$$H_0(z) G_0(z) + H_1(z) G_1(z) = 1 \quad (1)$$

其中: $H_0(z)$ 、 $H_1(z)$ 表示分解滤波器, $G_0(z)$ 、 $G_1(z)$ 表示重建滤波器。

由以上分析可知,NSCT 变换在表达图像时除了具有 Contourlet 变换所具有的优点之外,还具有平移不变性,能更准确地捕获图像中的几何结构信息。图 2 为应用 NSCT 变换对“Zone”图像进行三级分解后所得到的系数图,分解后各级图像大小与源图像相同。

2 纹理图像检索算法

一般来说,典型的基于内容的图像检索系统由两个相互关联的部分组成:特征提取和相似度计算^[8,12]。特征提取部分用来抽取图像的特征信息,这些特征信息的数据量比原始图像要小得多,通常为几个甚至数百个参数;相似度计算部分

是利用一些相似度函数计算图像特征信息之间的相似程度,并依据相似度的大小输出查询结果。

本文提出的纹理图像检索算法步骤如下。

1) 纹理图像特征提取。

对纹理图像数据库中的每一幅图像进行非下采样 Contourlet 变换,得到不同子带不同方向上的变换系数。实验中,分解层次为 3,分解后可以得到 8 个子带。提取变换系数矩阵的均值和方差作为纹理特征,以降低特征向量的维数。

2) 相似度计算。

在基于变换域的纹理分析方法中,人们通常采用变换系数的均值 μ 和方差 C 作为特征向量对纹理的视觉特征进行描述,但是如何定义这些特征的相似度尚无明确的方法。目前有很多计算相似度的函数,应用较广泛的有 Euclidean 距离和 Bhattacharyya 距离等。

给定一个示例查询图像,提取特征后用 (μ_q, C_q) 来表征,用欧式距离计算待查询图像与数据库中其他图像 (μ_c, C_c) 相似度的公式如下:

$$Edis = \sqrt{(\mu_q - \mu_c)^2 + (C_q - C_c)^2} \quad (2)$$

用 Bhattacharyya 距离定义相似度的公式如下:

$$Bdis = \frac{1}{8} (\mu_q - \mu_c)^T (C_q - C_c)^{-1} (\mu_q - \mu_c) + \frac{1}{2} \ln \frac{|C_q + C_c|}{|C_q| |C_c|} \quad (3)$$

实验中,我们将分别采用这两种相似度计算方法进行纹理图像检索,并比较它们的性能。

3) 检索结果输出。

将图库中的任意一幅图像作为待检索的图像,并与图库中所有其他图像进行相似度计算,选出相似度最大的前 15 幅图像作为检索结果输出。

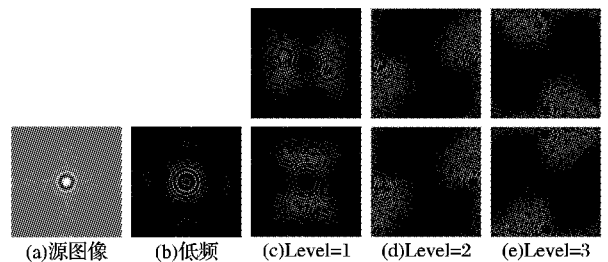


图2 “Zone”图像的 NSCT 系数图

3 纹理图像检索系统结构及评价指标

3.1 系统结构

不同与基于文本的图像检索系统,本文建立的纹理图像检索系统是基于示例图像的。首先对数据库中的每一幅图像进行预处理,并抽取非下采样 Contourlet 变换后各个子带和方向变换系数矩阵的均值和方差作为特征参数,作为对纹理图像数据库的索引;然后选取纹理图像库中的任意一幅图像作为示例查询图像,提取特征后与数据库中所有其他图像特征进行相似度比较;最后选出相似度最高的前 15 幅图像作为查询结果输出。检索系统的结构如图 3 所示。

3.2 评价指标

在实验中,本文选取 Brodatz 纹理数据库中的 64 幅纹理组成实验数据,这些纹理图像原始大小均为 512 像素 \times 512 像素。为了得到一幅与原图像相似的子图像,本实验选择在视觉上整幅图像的纹理相差较小的图像。采用不重叠分割,

将每幅图像分割为16幅128像素×128像素的灰度图像,这样产生由64类Brodatz纹理图像构成的数据库,其中每类包含16幅纹理图像。整个数据库包含1024幅纹理灰度图像。本文用这个图像库进行检索实验来验证检索算法的可靠性。

首先对本文所建立的纹理图像库中的每一幅图像进行特征提取,并利用提取出来的特征作为每幅图像的索引,这样组成的特征库就代表了原始纹理图像数据库。将图库中的任意一幅图像作为待检索的图像,来自同一幅原图像的其他15幅图像理论上是检索结果中最相似的图像。为评价检索性能,我们采用平均检索率这个指标:

$$A = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \frac{n_i}{N_i} \quad (4)$$

其中: M 为数据库中图像的总数, N_i 是待检索图像在图像库中理论上的相似图像数(实验中 $M = 1024, N_i = 15$), n_i 表示实际检索得到的正确的图像数目。

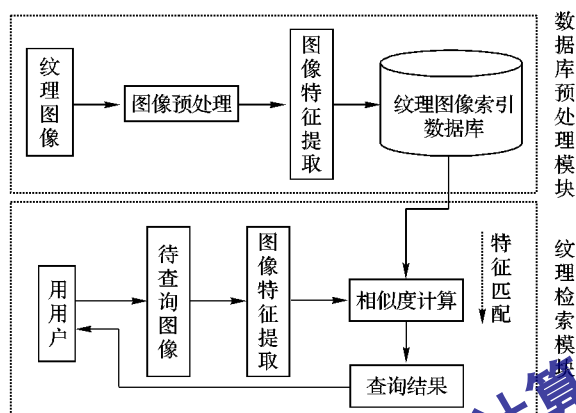


图3 基于示例图像的纹理检索系统结构

4 实验方法及结果分析

4.1 非下采样 Contourlet 变换分解层次分析

在本文提出的纹理图像检索算法中,我们对于如何设定非下采样 Contourlet 变换的层次进行了研究,分析了哪些层次的子带系数对纹理视觉特征具有更好的表现力。表1给出了利用不同层次及组合得到的特征向量进行图像检索的结果。

表1 不同层次 NSCT 特征参数(Euclidean 距离)的检索结果

NSCT 层次	平均检索率/%	NSCT 层次	平均检索率/%
0	17.09	1, 2	46.26
1	22.29	2, 3	72.73
2	19.46	1, 2, 3	78.93
3	59.68	0, 1, 2	62.97
0, 1	43.37	0, 1, 2, 3	70.95

从表1可以看出,当采用1,2和3层组合提取特征向量时,得到的平均检索率最高,也就是说分解后的中高频信息能更好地表现纹理特征。同时,从实验数据可以看出,非下采样 Contourlet 变换的各级层次所包含的有用信息是按照层次增加的,其中 $L = 3$ 层对纹理特征的表现力最强。考虑到特征提取的时间和计算量,我们在实验中进行3层分解,提取特征时剔除低频信息($L = 0$),只保留中高频信息($L = 1, 2, 3$),这样得到的分解子带有7个,特征参数为14个,从而进一步降低了特征向量的维数。

4.2 实验及结果分析

为了验证基于非下采样 Contourlet 变换的纹理图像检索算法的性能,本文进行了以下4个对比实验:

1) 利用小波包变换(Wavelet Package Transform, WPT)对纹理图像进行分解,实验过程中分解层数为3,然后提取第三层子带图像的均值和方差来描述纹理图像特征,得到具有128个参数的特征向量,最后利用 Euclidean 距离(Ed)测度来检索图像。

2) 用 WPT 进行特征提取,利用 Bhattacharyya 距离(Bd)测度来检索图像。

3) 用 NSCT 来提取特征,分解层次 Level = (1, 2, 3),并提取变换系数矩阵的均值和方差作为特征,特征参数个数为14,并采用 Euclidean 距离(Ed)测度来度量图像之间的相似性。

4) 用 NSCT 来提取特征,分解层次 Level = (1, 2, 3),采用 Bhattacharyya 距离(Bd)测度来检索图像。

对图库中1024幅纹理图像检索的平均检索率如表2所示。

表2 纹理图像检索结果

方法	平均检索率/%	平均检索时间/s
NSCT + Ed	78.93	0.0027
NSCT + Bd	81.72	0.3624
WPT + Ed	74.64	0.0279
WPT + Bd	77.49	0.4009

以“D48s1”为例图像,采用 NSCT + Ed 方法进行检索的结果如图4所示。

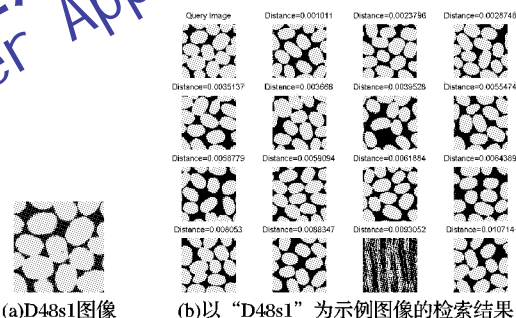


图4 基于示例图像的纹理检索实验结果

从表2可以看出,采用相同的相似度计算方法时,基于非下采样 Contourlet 变换提取纹理特征时得到的平均检索率比 WPT 方法要高近5%,检索速度大约是 WPT 方法的10倍。这主要是由于非下采样 Contourlet 变换得到的特征参数(14个)比 WPT 方法得到的参数(128个)少得多,所以每幅图像的平均检索时间也大大降低,这对于数字图像的实时处理和检索具有较大的意义;采用相同的特征提取方法时,用 Bhattacharyya 距离比用 Euclidean 距离计算相似度得到的平均检索率更高,但是由于计算复杂,所耗费的检索时间也高出许多,这将大大降低检索系统的实时性。

通过实验还发现,对于每类纹理图像来说,非下采样 Contourlet 变换和 WPT 各自对于特定的纹理类别具有较高的检索率。图5(a)给出了 WPT 方法比非下采样 Contourlet 变换方法高出至少10%检索正确率的纹理图像类别。图5(b)给出了非下采样 Contourlet 变换方法比 WPT 方法高出至少10%检索正确率的纹理图像类别。

从图5可以看出,对于主要方向为水平、垂直和 $\pm 45^\circ$ 的纹理类别,WPT 比 NSCT 具有更好的检索效果;而对于那些方向具有多样性(如圆形和不规则形状)的纹理类别,NSCT 能获得更好的检索效果。这表明,与小波包变换相比,非下采样

Contourlet 变换在捕获丰富的纹理方向方面具有更强的优势。

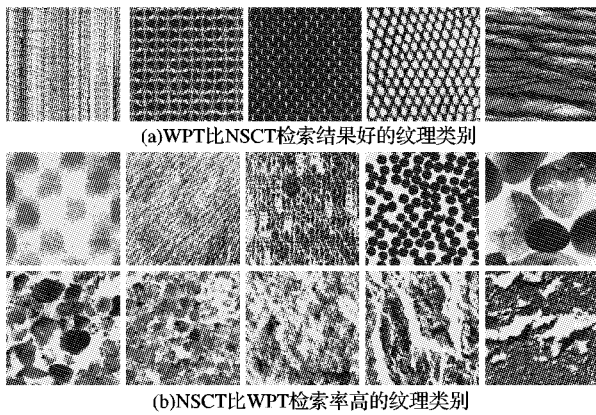


图 5 基于 NSCT 和 WPT 的纹理检索结果比较

5 结语

本文提出了一种新的纹理图像检索方法,主要思想为利用非下采样 Contourlet 变换对纹理图像进行分解,提取变换系数的均值和方差作为特征向量,采用不同的相似度计算方法计算待查询图像和数据库图像之间的相似程度,建立了基于示例查询图像的纹理图像检索系统。为验证本文方法的有效性,本文分别采用了小波包变换和非下采样 Contourlet 变换两种特征提取方法,Euclidean 距离和 Bhattacharyya 距离两种相似度计算方法,进行了对比实验。实验结果表明,利用非下采样 Contourlet 变换提取纹理特征使平均检索正确率有了明显提升,采取不同的相似度计算公式也会给检索结果带来影响。然而,利用 NSCT 变换的纹理特征提取速度较慢,下一步的工作是研究如何提高运算速度。同时,如何更有效地表征纹理图像之间的相似度还有待进一步研究。

参考文献:

[1] 庄越挺,潘云鹤,吴飞.网上多媒体信息分析与检索[M].北京:

清华大学出版社,2002:27-48.

- [2] 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.
- [3] LIAPIS S, TZIRITAS G. Color and texture image retrieval using chromaticity histograms and wavelet frames [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2004, 5(6): 676-686.
- [4] DO M N, VETTERLI M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 2(11): 146-158.
- [5] KOKARE M, BISWAS P K, CHATTERJI B N. Texture image retrieval using new rotated complex wavelet filters [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2005, 35(6): 1168-1178.
- [6] LIVENS S, SCHEUNDERS P, van de WOUWER G, et al. Wavelets for texture analysis, an overview [C]// 6th International Conference on Image Processing and Its Applications. Dublin: Institution of Electrical Engineers, 1997, 2: 581-585.
- [7] PO D D-Y, DO M N. Directional multiscale modeling of images using the Contourlet transform [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1610-1620.
- [8] 杨家红,许灿辉,王耀南.基于 Contourlet 广义高斯模型的纹理图像检索[J].中国图象图形学报,2007,12(4):691-694.
- [9] da CUNHA A L, ZHOU J P, DO M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [10] da CUNHA A L, ZHOU J, DO M N. Nonsubsampled contourlet transform: Filter design and applications in denoising [EB/OL]. [2009-04-10]. http://www.ifp.illinois.edu/~minhdo/publications/nsctdenoise_icip.pdf.
- [11] 梁栋,殷兵,于梅,等.基于非抽样 Contourlet 变换的彩色图像数字水印算法[J].光学学报,2008,28(8):1469-1474.
- [12] DO M N, VETTERLI M. Texture similarity measurement using Kullback-Leibler distance on wavelet subbands [C]// Proceedings of 2000 International Conference on Image Processing. Washington, DC: IEEE, 2000, 3: 730-733.

(上接第 77 页)

由表 1 可以看出改进的 Delaunay 构网算法,总体上效率高于文献[5]中的算法,点数较少时,二者相差很小,当点数较多时,改进算法优势较明显。由表 2 所示,在 Delaunay 三角剖分基础上生成 Voronoi 图,随着点数和三角形的增多,改进的算法较原算法的效率提高就越明显。表 2 的原算法之所以比表 1 生成 Delaunay 三角网的时间还要高,主要原因是随点数增多和生成 Delaunay 三角形增多,每次遍历寻找有序目标三角形,花费时间较大。

表 2 D-图直接生成 V-图算法改进前后对比

点数	三角形数	耗时/s	
		原算法	改进后算法
1 000	1 981	0.228	0.038
2 000	3 980	0.755	0.074
3 000	5 961	2.867	0.107
4 000	7 974	7.214	0.113
5 000	9 970	12.417	0.124
10 000	19 958	49.916	0.169

5 结语

Delaunay 三角剖分间接生成 Voronoi 图的改进算法,无论是在 Delaunay 三角网构造阶段还是在 Voronoi 图构造阶段,

效率较原算法均有所提高,特别是在寻找点集的有序目标三角形效率非常高,但间接构造 Voronoi 图算法仍依赖于 Delaunay 三角形的构网速度。

参考文献:

- [1] AURENHAMMER F. Voronoi diagrams: A survey of a fundamental geometric data structure [J]. ACM Computing Surveys, 1991, 23(3): 345-405.
- [2] 刘金义,刘爽. Voronoi 图应用综述 [J]. 工程图学学报, 2004, 25(2): 125-132.
- [3] BRASSEL K E, REIF D. Procedure to generate thissen polygons [J]. Geographical Analysis, 1979(11): 289-303.
- [4] McCULLAGH M J, ROSS G T. Delaunay triangulation of a random data set for is arithmetic mapping [J]. The Cartographic Journal, 1980(17): 93-99.
- [5] 凌海滨,吴兵,改进的自连接 Delaunay 三角网生成算法 [J]. 计算机应用, 1999, 19(12): 10-12.
- [6] 周培德. 计算几何: 算法设计与分析 [M]. 3 版. 北京: 清华大学出版社, 2008.
- [7] 张忠武,吴信才. 平面海量散乱点集凸壳算法 [J]. 计算机工程, 2009, 35(9): 43-45.
- [8] 刘少华,罗小龙,何幼彬,等. 基于 Delaunay 三角网的泰森多边形生成算法研究 [J]. 长江大学学报, 2007, 4(1): 100-103.