

基于 NSCT 和矩阵 F-范数的图像检索方法

关永洪

(四川理工学院计算机学院,四川 自贡 643000)

摘 要:介绍一种基于非下采样轮廓波 Nonsubsampled Contourlet(NSCT)和矩阵 F-范数的图像检索(CBIR)技术。首先对图像进行 NSCT 变换,然后将变换结果用矩阵 F-范数构建特征向量,设计了两个特征向量相似度度量,最后给出加权相似度实现了图像检索。实验结果表明,该技术具有很好的检索率。

关键词:非下采样轮廓波;图像检索;矩阵 F-范数

中图分类号:TP399

文献标识码:A

引 言

随着计算机和数字影像产品的广泛普及,产生了大量的数字图像数据,高效有效的从大量图像数据库中检索有用的图像变得非常重要。基于内容的图像检索(Content Based Image Retrieve CBIR)发展非常迅速,成为近 20 年以来的一个研究热点。CBIR 广泛应用于商标检索、人脸识别、指纹识别、司法鉴定等应用。

基于内容的图像检索技术,主要有基于颜色、纹理、形状特征的检索技术,其中基于颜色和纹理的方法得到广泛的应用。基于内容的图像检索技术中关键技术主要是特征向量的提取和特征向量相似度计算。在过去的 20 年中,小波 Wavelets 作为多尺度、时频局部化较好的工具在 CBIR 系统中发挥着重要的作用,但是小波只能有水平、垂直和对角线三个方向,只能有效的捕获边缘上的不连续点,不能很好的捕获图像中的多方向的纹理信息^[1-3]。2002 年 M. N. Do 和 M. Vetterli 提出来轮廓波 Contourlet 变换,Contourlet 变换是利用拉普拉斯塔形分解(Laplace Pyramidal transform, LP)和方向滤波器组(Directional Filter Bank, DFB)实现的一种多分辨的、局部的、多方向的图像表示方法^[4]。该变换不仅可以提供小波分解的主要特征,而且还能提供不同角度的方向信息且各向异性,很好的捕获图像的纹理特征。很多学者构建了基于 Contourlet 的图像检索系统。由于 Contourlet 变

换在 LP 和 DFB 中均存在上采样和下采样,所以 Contourlet 变换不具有平移不变性,故图像处理的结果在奇异点附近出现伪 Gibbs 失真。2005 年 Cunha 等人提出了非下采样 Contourlet 变换 Nonsubsampled Contourlet(NSCT)^[5],它是一个平移不变、多尺度、多方向的变换,它具有了 Contourlet 变换的优点,而非抽样 Contourlet 不具有上采样和下采样过程,由于它的冗余,其滤波器的设计相对于 Contourlet 变换受到了较少的限制,这样可以设计具有更好的频率选择的滤波器,也能获得更好的子带分解。陈新武等人利用小波和轮廓波相结合构建了纹理检索系统^[6]。文献[7]利用 NSCT 分解后的各子带系数的期望和标准差,构建特征向量,与文献[6]一样,用子带的期望和方差构建特征向量。文献[8]将 NSCT 与矩相结合,构建检索系统;文献[9]利用 NSCT 和 Krawtchouk 矩进行图像检索,文献[8]和[9]都利用矩来构建特征向量。以上方法都取得了很好的检索率。

本文提出一种基于 NSCT 和矩阵范数的纹理图像检索系统方案。首先对图像采用 NSCT 变换,然后利用变换得到的系数矩阵的逐级子矩阵来构建各子带的特征向量,并定义了两个特征向量的相似度比较规则,最后给出实验步骤和结果分析。在第一节首先介绍 NSCT 变换,然后介绍利用矩阵范数构建特征向量和给出相似度评判标准,第二节给纹理图像检索系统的建立步骤,并给出实验结果对比分析。

收稿日期:2012-05-21

作者简介:关永洪(1975-),男,四川富顺人,助教,主要从事图像检索与模式识别方面的研究,(E-mail)haoshufu@163.com

1 NSCT 变换和图像子矩阵范数关键技术

1.1 NSCT 变换

2002 年, DO 等人提出一种多尺度变换, Coutourlet 是一种结合拉普拉斯变换(LP)和方向滤波器组(DFB)实现的低冗余度、多尺度、多方向的分解算法。Contourlet 变换是一种真正的描述二维图像的变换,该变换实现方法简单方向信息表达能力卓越,但是变换采取了下采样操作^[10]。

NSCT 由 Coutourlet 变换衍生而来,其目的在于抑制 Coutourlet 变换中存在的频谱混叠。NSCT 由非采样塔式分解和非采样方向滤波器组实现。NSCT 通过非采样塔式分解实现多尺度分析,通过非采样方向滤波器组实现多方向分析,由于没有采样环节,各方向子带与原始输入图像具有相同尺寸。下图是 NSCT 变换流程,首先由非采样塔式结构分解将输入 2 维信号分解为一个高频子带和一个低频子带,接着由非抽样方向滤波器组将高频子带分解为几个方向子带,然后再由非采样塔式滤波器组对分解出来的低频子带进行分解,分解出第二层高频子带和低频子带,然后对第二层高频子带用非抽样方向滤波器组进行分解,依次类推。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。分解结构图和理想频域划分如图 1 和图 2 所示。

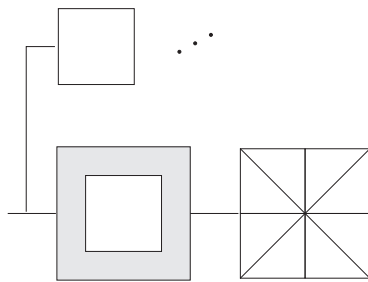


图 1 非抽样滤波器结构

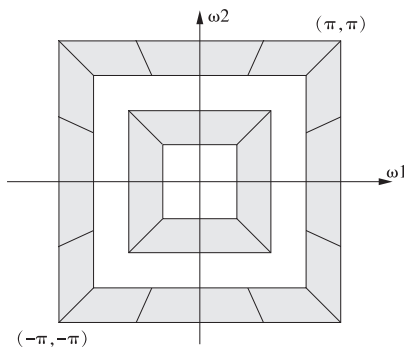


图 2 理想的频域划分

1.2 特征向量提取

假设 A 为一方阵并且 A_i 为 A 的 i 阶子阵。

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1n} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{n1} & \cdots & a_{nn} \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$A_i = \begin{bmatrix} a_{11} & \cdots & a_{1i} \\ \cdots & \cdots & \cdots \\ a_{i1} & \cdots & a_{ii} \end{bmatrix} \quad (2)$$

($i = 1..n$)

A_i 的 F 范数定义为:

$$\|A_i\|_F = \left(\sum_{k=1}^i \sum_{l=1}^i |a_{kl}|^2 \right)^{1/2} \quad (3)$$

设 $\Delta A_i = \|A_i\|_F - \|A_{i-1}\|_F$ 且 $\|A_0\|_F = 0$, 定义特征向量

$$V_{AF} = \{\Delta A_1, \Delta A_2, \dots, \Delta A_n\}$$

1.3 相似度定义

$$\alpha_i = \begin{cases} \min(\Delta A_i, \Delta B_i) / \max(\Delta A_i, \Delta B_i) & \Delta A_i \neq 0 \text{ or } \Delta B_i \neq 0 \\ 1 & \Delta A_i = 0 \text{ or } \Delta B_i = 0 \end{cases}$$

因此给出两个矩阵 A 和 B 的相似度 α 如下:

$$\alpha = \sum_{i=1}^n c_i \alpha_i$$

其中 $c_i = \frac{2i-1}{n^2}$ $i = 1, 2, \dots, n$, 并且 $\sum_{i=1}^n c_i = 1$, 显然相似度 $1 \leq \alpha \leq 1$ 。

2 基于 NSCT 和图像子矩阵范数的图像检索算法

图像检索算法步骤:

(1) 首先对图像库中的每一幅图像进行 4 级 NSCT 分解,第一级分为 8 个方向,第二级分为 4 个方向,第三级分为 8 个方向,第四级分解为 8 个方向。

(2) 对低频子带、高频子带的每个方向的子带系数矩阵,利用 1.2 节定义的范数并计算特征向量,总共有 29 个特征向量,并将特征向量存入数据库。

(3) 对检索图像按(1)、(2)式计算查询图像的特征向量。

(4) 将(3)式得到的特征向量与图像特征库中的每一幅特征向量按照 1.3 节定义的相似度进行比较,从所有相似度比较结果中,找出相似度最近的 N 个图像,判断相似度最近的 N 个图像中与检索图像在同一组图像中的比例,确定为该图像的检索率。计算所有图像的检索率,得到平均检索率。

3 实验结果分析

实验采用的对象是来自 Brodata Album 纹理图像数据库中的 109 幅纹理图像中前 30 幅图像, 每幅图像的大小均为 640×640 。

实验方法可以分为以下 3 个步骤:

步骤 1 对于上述 30 幅 640×640 像素的纹理图像进行不重叠分割: 将每一幅 640×640 像素的图像分割为 16 幅 160×160 像素大小的图像, 可以得到一个大小为 30×16 幅图像的数据组。来自同一幅大图像的 16 幅小图像形成一个图像分组, 认为它们属于同一个组。

步骤 2 对图像库中每幅小图像进行 NSCT 变换; LP 滤波器选取 '9 - 7', DFB 中的滤波器取为 "dmaxflat7", 分解层数采用 [3, 2, 3, 3], 包括低频子带共 29 个子带矩阵。根据第 2 章的算法步骤(2)提取 29 个特征向量, 存入特征数据库。

步骤 3 用一幅小图像作为检索图像, 用它的特征向量与数据库中所有的图像特征向量进行相似度度量, 将每个特征向量的相似度进行加权和形成两幅图像的相似度, 将离检索图像特征向量最近的 16 个特征向量所对应的图像作为检索结果, 查看其中包含多少幅图像属于该索引图像所属的分组, 并将该值除以 16 作为该图像的检索率, 然后求出所有图像的平均检索率作为评价标准。

经过试验, 将用 NSCT 分解出的各个子带求期望 μ 和方差 σ 后组成特征向量, 并用欧氏距离作为相似度度量进行检索的方法(记为 $\sigma + \mu$) 以及文献[6]方法进行检索与本文方法对比。得到检索结果见表 1。

表 1 检索结果对比图

	$\sigma + \mu$	文献[6]	本文
检索率	44.3	72.6	74.8

4 结束语

本文通过对图像进行 NSCT 分解, 然后求解分解的每个子带矩阵 2 阶范数, 再根据范数构建每个子带的特征向量, 最后给出特征向量的相似度度量。试验结果表明, 该算法能取得较好的效果。

参考文献:

- [1] 袁杰, 魏宝刚, 王李冬. 一种综合 PHOG 形状和小波金字塔能量分布特征的图像检索方法[J]. 电子学报, 2011(9): 2114-2119.
- [2] 姜琳, 房斌, 唐远炎, 等. 小波域多方向信息融合的纹理图像检索[J]. 计算机工程, 2010, 36(5): 215-217.
- [3] 张德胜, 罗晓辉, 张遵伟. 基于双树复小波和灰度共生矩阵的纹理图像检索[J]. 西华大学学报: 自然科学版, 2010, 29(3): 87-90.
- [4] Do M N, Vetterli M. Contourlets: A Directional Multiresolution Image Representation[C]. Rochester: IEEE International Conference on Image Processing(ICIP), 2002.
- [5] Cunha AL da, Zhou Jianpin, Do M N. The nonsubsampled contourlet transform: Theory, design, and applications[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(10): 3089-3101.
- [6] 陈新武, 田金文. 小波轮廓波纹理图像检索系统[J]. 计算机工程与应用, 2010, 46(1): 11-13.
- [7] 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.
- [8] 张小景, 王 晔. Contourlet 变换域中基于矩特征的图像检索[J]. 计算机工程, 2010, 36(4): 213-217.
- [9] 吴一全, 武燕燕. 利用 NSCT 和 Krawtchouk 矩进行图像检索[J]. 武汉大学学报, 2011(6): 691-694.
- [10] 林立宇, 张友焱, 孙涛, 等. Contourlet 变换: 影像处理应用[M]. 北京: 科学出版社, 2008.

Texture Image Retrieval Based on NSCT and Matrix F-norm

GUAN Yong-hong

(School of Computer Science, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract: A new method for texture image retrieval based on Nonsubsampled Contourlet (NSCT) and matrix F-norm is proposed. Firstly, image decomposition is conducted with non-subsampled Contourlet transform. Then the F-norm of each sub-image and each sub-image's texture features is computed, similarity of the two feature vector is designed. Finally, the image retrieval is achieved based on weight distance measure. The performance of proposed image retrieval method is better than that of the approach of the traditional method.

Key words: texture image retrieval; non-subsampled contourlet transform; matrix F-norm