

基于改进双树复小波和灰度-梯度共生矩阵的纹理图像检索算法

翟奥博 温显斌 张鑫

(计算机视觉与系统省部共建教育部重点实验室(天津理工大学) 天津 300384)

(智能计算及软件新技术天津市重点实验室(天津理工大学) 天津 300384)

摘要 针对双树复小波变换缺少不同尺度纹理的空间分布特征的缺陷,提出了一种改进双树复小波和灰度-梯度共生矩阵相融合的纹理图像检索新算法。首先,该算法将图像进行非均匀分块,并对分块的图像进行双树复小波变换,以此增加不同尺度下的空间信息;其次,利用灰度-梯度共生矩阵提取4个统计量特征;然后,融合两种方法提取的纹理特征以得到图像检索的纹理特征;最后,用 Canberra 距离进行相似性度量并输出图像检索的结果。实验结果表明,该方法对纹理图像有较好的检索效果。

关键词 图像检索,双树复小波变换,灰度-梯度共生矩阵

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2017.06.048

Retrieval Algorithm for Texture Image Based on Improved Dual Tree Complex Wavelet Transform and Gray Gradient Co-occurrence Matrix

ZHAI Ao-bo WEN Xian-bin ZHANG Xin

(Key Laboratory of Computer Vision and System, Ministry of Education, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

(Tianjin Key Laboratory of Intelligence Computing and Novel Software Technology, Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract To overcome the lack of texture space distribution characteristics at different scales for dual tree complex wavelet transform, a kind of improved retrieval algorithm for texture image was proposed based on the combining dual tree complex wavelet transform with gray gradient co-occurrence matrix. Firstly, in order to increase the spatial information at different scales, the algorithm will be non-uniform image blocks, and every block image is dual tree complex wavelet transform. Secondly, the four statistical features are extracted by using gray gradient co-occurrence matrix. Then, texture features for image retrieval are obtained using fusion of texture feature extracted by above two methods. Finally, Canberra distance is used similarity measure and output image search results. Experimental results show that this method has better retrieval results for texture images.

Keywords Image retrieval, Dual tree complex wavelet transform, Gray gradient co-occurrence matrix

1 引言

纹理是一种不依赖于颜色和亮度且反映图像同质现象的视觉特征,体现了物体表面共有的内在特性^[1],在图像分析、识别和图像数据库检索等领域得到了广泛应用。近年来,基于纹理特征的图像检索得到了广泛的研究,其方法归纳起来主要有统计法、结构法和频谱法^[2]。传统的典型统计法有灰度共生矩阵^[3]、Tumara^[4]、灰度-梯度共生矩阵^[5]等,其中灰度-梯度共生矩阵综合了灰度信息和梯度信息来表示图像的特征。灰度-梯度空间很清晰地描绘了图像内各像点灰度与梯度的分布规律,同时也给出了各像点与其邻域像点的空间关系,能很好地描绘图像的纹理,对于具有方向性的纹理可以从梯度的方向上反映出来,但它是对整幅图像进行分析处理,缺少局部细节的纹理信息,当图像纹理分布不明显、不均匀以

及图像包含大块的平滑区域时,它的检索效果并不理想。离散小波变换(DWT)为基于纹理特征的图像检索提供了较好的工具,然而,离散小波变换的抽取过程引起了很大的混叠,带来畸变,严重影响了小波系数表示原信号特征的能力,因此它存在位移敏感性和缺乏方向选择性的缺点^[6]。Kingsbury提出了双树复小波变换(Dual Tree-Complex Wavelet Transform, DT-CWT)^[7],该变换具有近似平移不变性、更多的方向选择性和低冗余度的优点,因此为图像纹理的特征提取提供了更好的手段。近年来,基于深度学习的图像检索技术成为了研究的热点^[9],这类方法可以直接对原图片进行处理,从而消除了不同的底层特征对检索结果所带来的影响,但由于检索过程针对不同数据集需要不同的训练建模,于是时间复杂度较高。

本文改进了双树复小波变换,并与灰度-梯度共生矩阵相

到稿日期:2016-04-06 返修日期:2016-08-19 本文受国家自然科学基金项目(61472278)资助。

翟奥博(1992—),女,硕士生,主要研究方向为图像处理与机器视觉, E-mail: xbwen317@163.com; 温显斌(1966—),男,博士,教授,主要研究方向为图像处理与机器视觉; 张鑫(1988—),硕士生,主要研究方向为图像处理与机器视觉。

融合来提取纹理特征,充分利用各自的优势来实现互补,能更全面地描述纹理图像的内容,提高图像的检索精度。

2 图像的不均匀分区及其双树复小波变换

为了克服传统小波变换受位移影响较大的缺陷,Nick-Kingsbury等人于1998年提出了双树复小波变换(见图1),一维的双树复小波是将一对滤波器组同时作用在输入数据上,它包含了两个平行的一维离散小波变换树(树a和树b)。假设 H_0, H_1 和 G_0, G_1 分别是树a和树b的低通滤波器和高通滤波器。一维的双树复小波变换可表示为:

$$\phi(t) = \phi_H(t) + j\phi_G(t)$$

其中, $\phi_H(t)$ 和 $\phi_G(t)$ 分别是树a和树b对应的小波。那么二维双树复小波变换可以定义为:

$$\phi(x, y) = \phi(x)\phi(y)$$

其中, $\phi(x)$ 和 $\phi(y)$ 是两个复小波:

$$\phi(x) = \phi_H(x) + j\phi_G(x) \quad (1)$$

$$\phi(y) = \phi_H(y) + j\phi_G(y) \quad (2)$$

其中, $\phi_H(*)$ 和 $\phi_G(*)$ 是实小波变换的上滤波器组和下滤波器组,满足 $\phi_H(*)$ 是 $\phi_G(*)$ 的近似Hilbert变换, $\phi_H(t) \approx H\{\phi_G(t)\}$ 。

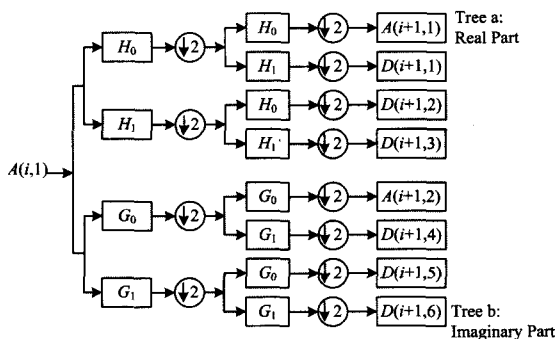


图1 双树复小波变换

第 i 级低频系数 $A(i,1)$ 分解得到2个低频带,分别记作 $A(i+1,1)$ 和 $A(i+2,2)$,同时得到了6个方向($\pm 15^\circ, \pm 45^\circ, \pm 75^\circ$)的高频子带 $D(i+1,j), j=1,2,\dots,6$ 。DT-CWT是冗余的,对于一维信号产生了2:1的冗余度,对于 n 维信号,将产生 $2n:1$ 的冗余度,但变换后的系数同时具有近似平移不变性、更多的方向选择性的特点^[8],同时它的实现和小波变换一样简单,具有完全重构的性质。

尽管经双树复小波变换后提取的纹理特征在方向等其他信息上能够很好地描述纹理,但在空间分布关系的描述上存在缺陷。而对一幅图像来说,由于中间部分的纹理对一个人的视觉会起到重要作用,它对人视觉的影响要大于两边的纹理,因此本文对图像进行了分区,并对每一块都进行了双树复小波变换,然后通过加大中间纹理权重,提高了中间纹理的重要性,因此基于该方法得到的特征向量即包含了纹理特征信息,也在某种程度上包含了一些空间信息。本文采用以下 1×3 的不均匀划分子块的方法。首先将图像均匀划分成 5×5 块,其中A,C各占整幅图面积的 $5/25$,代表图像的场景;而中间子块B占整幅图面积的 $15/25$,代表图像的的主体区域,如图2所示。该划分方法不仅考虑了图像的空间位置信息,而且未破坏图像主题的完整性。

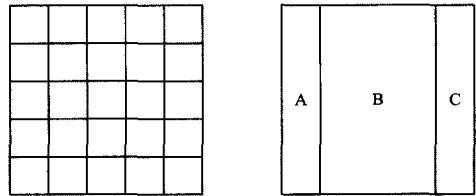


图2 分区方式

3 灰度-梯度共生矩阵(GCM)

灰度-梯度共生矩阵的元素 (i,j) 定义为在归一化的灰度图像 $F(m,n)$ 和归一化的梯度图像 $G(m,n)$ 中共同具有灰度 i 和梯度 j 的点数。将图像的梯度信息加入到灰度共生矩阵中,使共生矩阵更能包含图像的纹理基元及其排列信息。

一幅大小为 $M \times N$ 的图像函数 $f(i,j) (i=1,2,\dots,M, j=1,2,\dots,N)$ 的灰度-梯度共生矩阵可分为3步。

步骤1 计算梯度矩阵并归一化

由于各向同性Sobel算子位置加权系数准确,在检测不同方向的边缘时梯度的幅度一致,于是本文采用各向同性Sobel算子来提取图像的梯度矩阵:

$$g(i,j) = [g_x^2 + g_y^2]^{1/2} \quad (3)$$

其中, $g(i,j)$ 为第 (i,j) 个像点的梯度值。

$$g_x = f(i+1, j-1) + \sqrt{2}f(i+1, j) + f(i+1, j+1) - f(i-1, j-1) - \sqrt{2}f(i-1, j) - f(i-1, j+1)$$

$$g_y = f(i-1, j+1) + \sqrt{2}f(i, j+1) + f(i+1, j+1) - f(i-1, j+1) - \sqrt{2}f(i, j-1) - f(i+1, j-1)$$

其中, $i=1,2,\dots,M; j=1,2,\dots,N$ 。

梯度归一化为:

$$G(i,j) = (g(i,j)M_g/g_{\max}) + 1 \quad (4)$$

其中, M_g 表示期望归一化后的最大梯度值,本文取 $M_g=64$; $g_{\max}$ 是统计得到的梯度矩阵中的最大值。

步骤2 提取图像的灰度矩阵并归一化

$$F(i,j) = (f(i,j)M_f/f_{\max}) + 1 \quad (5)$$

其中, $f_{\max}$ 是灰度矩阵的最大值, M_f 是将灰度值归一化后期望的最大值, $f(i,j)$ 是灰度矩阵,本文取 $M_f=64$ 。

步骤3 统计灰度-梯度共生矩阵并归一化

在归一化的灰度图像 $F(m,n)$ 和归一化的梯度图像 $G(m,n)$ 中,统计同时使 $F(m,n)=i$ 和 $G(m,n)=j$ 的像点数对数,即为灰度-梯度共生矩阵的元素的值 $H(i,j)$ 。

归一化变换:

$$H' = \frac{H(i,j)}{M \times N}, i \in [1, M], j \in [1, N] \quad (6)$$

4 图像检索

本文查询图像和图像库中每一幅目标图像按照图2的子块划分方法分成3个子块,对每个子块进行双树复小波变换和灰度-梯度共生矩阵求解,并分别提取纹理特征;然后对这两种方法提取的纹理特征进行归一化操作并组合成特征向量;最后通过示例图像和待检索图像之间特征向量的相似度,按相似度从大到小输出图像,完成图像检索。流程图如图3所示。

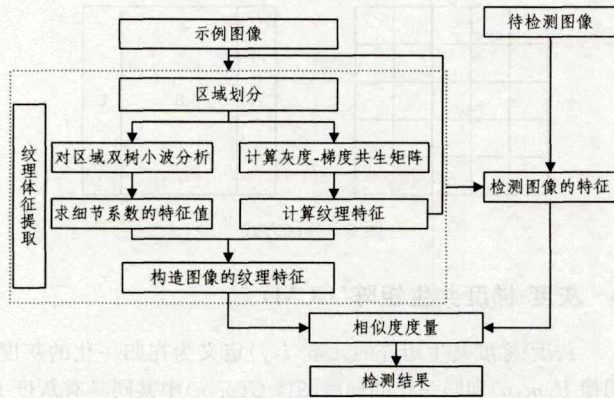


图3 图像检索流程图

4.1 基于双树复小波纹理特征的提取

将每幅图像按照图2的子块划分方法分成3个子块,对每一子块进行双树复小波变换,得到细节系数矩阵 $D(i+1, j), j=1, 2, \dots, 6$, 然后对其求均值 $\mu_{i,j}$ 和方差 $\sigma_{i,j} (i=1, 2, 3, j=1, 2, \dots, 6)$, 得到图像3个子块的纹理特征, 分别为:

$$\begin{bmatrix} \mu_{11} \mu_{12} \mu_{13} \mu_{14} \mu_{15} \mu_{16} \sigma_{11} \sigma_{12} \sigma_{13} \sigma_{14} \sigma_{15} \sigma_{16} \\ \mu_{21} \mu_{22} \mu_{23} \mu_{24} \mu_{25} \mu_{26} \sigma_{21} \sigma_{22} \sigma_{23} \sigma_{24} \sigma_{25} \sigma_{26} \\ \mu_{31} \mu_{32} \mu_{33} \mu_{34} \mu_{35} \mu_{36} \sigma_{31} \sigma_{32} \sigma_{33} \sigma_{34} \sigma_{35} \sigma_{36} \end{bmatrix}$$

4.2 改进灰度-梯度共生矩阵纹理特征的提取

为了减少特征维数给计算造成的不便, 本文选用了小梯度优势、大梯度优势、灰度均值、梯度均值4个常用的纹理特征描述符, 利用得到的特征向量 $[T_{11}, T_{12}, T_{13}, T_{14}], [T_{21}, T_{22}, T_{23}, T_{24}], [T_{31}, T_{32}, T_{33}, T_{34}]$ 作为图像子块的纹理特征。小梯度优势、大梯度优势、灰度平均值、梯度平均值的计算公式如下。

小梯度优势:

$$T_1 = \left[\sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} \frac{H(i, j)}{j^2} \right] / \left[\sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} H(i, j) \right] \quad (7)$$

大梯度优势:

$$T_2 = \left[\sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} j^2 H(i, j) \right] / \left[\sum_{i=1}^{N_k} \sum_{j=1}^{N_k} H(i, j) \right] \quad (8)$$

灰度平均值:

$$T_3 = \sum_{i=1}^M i \left[\sum_{j=1}^N H'(i, j) \right] \quad (9)$$

梯度平均值:

$$T_4 = \sum_{j=1}^N j \left[\sum_{i=1}^M H'(i, j) \right] \quad (10)$$

其中, $H'(i, j)$ 是归一化后的灰度-梯度共生矩阵。

4.3 相似性度量

为了避免欧氏距离在计算相似度时对小特征覆盖的缺陷, 在计算两幅图像的纹理特征相似性时选用 Canberra 距离。设 f_P, f_Q 分别是示例图像 P 和待检索图像 Q 的纹理特征向量, 则两幅图像的相似性距离为:

$$D(P, Q) = \sum_{i=1}^N (a_l \times \frac{|f_P^l(i) - f_Q^l(i)|}{|f_P^l(i)| + |f_Q^l(i)|} + a_m \times \frac{|f_P^m(i) - f_Q^m(i)|}{|f_P^m(i)| + |f_Q^m(i)|} + a_r \times \frac{|f_P^r(i) - f_Q^r(i)|}{|f_P^r(i)| + |f_Q^r(i)|}) \quad (11)$$

其中, f^l, f^m, f^r 分别为图像 A, B, C 区域所提取的纹理特征, 即:

$$\begin{bmatrix} \mu_{11} \mu_{12} \mu_{13} \mu_{14} \mu_{15} \mu_{16} \sigma_{11} \sigma_{12} \sigma_{13} \sigma_{14} \sigma_{15} \sigma_{16} T_{11} T_{12} T_{13} T_{14} \\ \mu_{21} \mu_{22} \mu_{23} \mu_{24} \mu_{25} \mu_{26} \sigma_{21} \sigma_{22} \sigma_{23} \sigma_{24} \sigma_{25} \sigma_{26} T_{21} T_{22} T_{23} T_{24} \\ \mu_{31} \mu_{32} \mu_{33} \mu_{34} \mu_{35} \mu_{36} \sigma_{31} \sigma_{32} \sigma_{33} \sigma_{34} \sigma_{35} \sigma_{36} T_{31} T_{32} T_{33} T_{34} \end{bmatrix}$$

其中, i 为特征值分量, N 为提取特征数目。 a_l, a_m 和 a_r 为各区域的权重, 本文中分别为 0.2, 0.6 和 0.2。

4.4 图像检索算法描述

如果是彩色图像, 则将其转换成灰度图, 根据式(11)计算示例图像 P 与图像库中待检索图像 Q 的实际距离, 并将距离 $D(P, Q)$ 按从小到大的顺序排列, 然后输出相应的查询结果。

5 实验及结果分析

本文的实验环境: Window XP 操作系统, Matlab2007 编程环境。采用 Corel 图像库中包括花卉、汽车、恐龙、非洲人、落日 5 个类别的 600 幅图像进行实验。示例图像可以根据用户的需求从图像库中直接选出, 每次系统检索返回相似的图像数可以自行设定。现以花卉、大马、恐龙作为示例图片, 图 4(a)、图 5(a) 和图 6(a) 给出返回图像数为 20 幅的情况下, 本文提出的检索算法 (IDTCWT+GCM) 得到的图像检索结果。为了进行比较, 图 4(b)~图 4(e)、图 5(b)~图 5(e) 和图 6(b)~图 6(e) 分别给出基于灰度-梯度共生矩阵 (GCM)、改进灰度-梯度共生矩阵 (IGCM)、双树复小波 (DT-CWT) 和改进双树复小波 (IDT-CWT) 得到的图像检索结果。

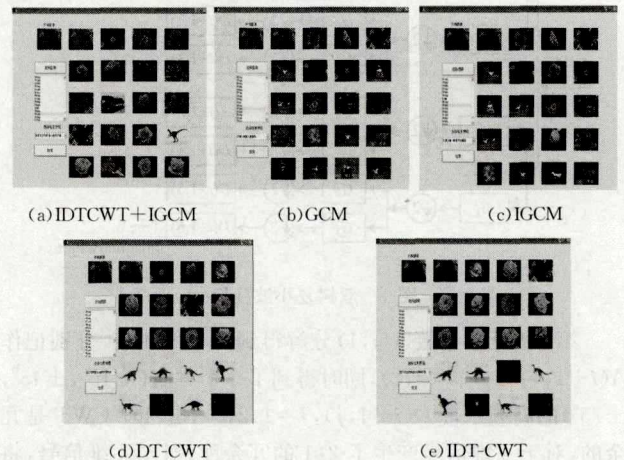


图4 花卉检索结果

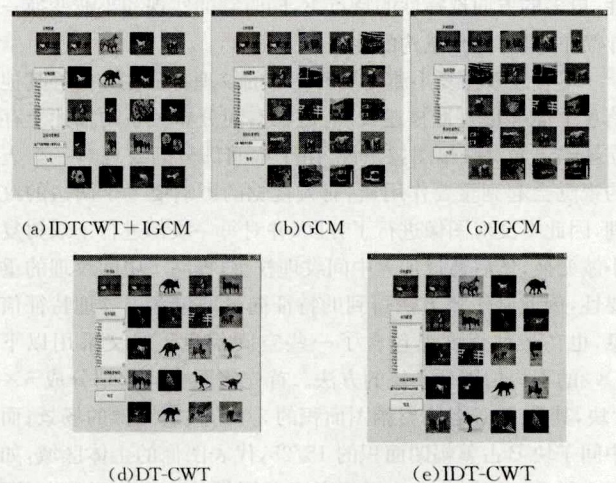


图5 大马检索结果

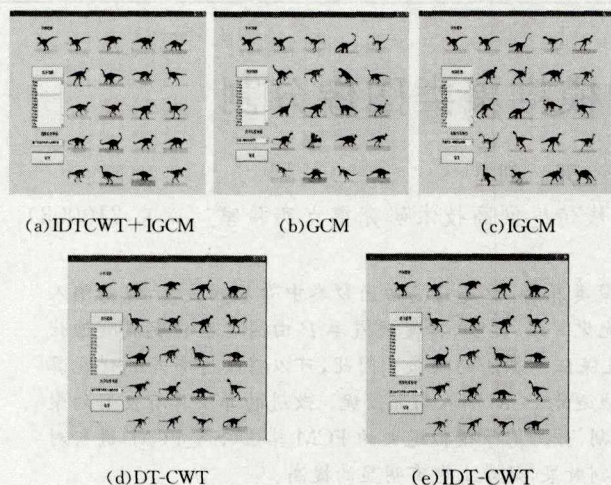


图6 恐龙检索结果

从图4(a)和图5(a)可以看出,本文提出的纹理特征提取方法由于结合了两算法的优点,提取的纹理特征不仅包含更多方向的纹理信息而且包含像素点的纹理空间分布信息,得到的检索结果比仅用单一纹理特征的效果好,而且此方法对有较少纹理特征的花卉来说,检索出的相关图片更多。

由图4(b)和图4(c),图5(b)和图5(c)对比可知,检索同一幅示例图像,用改进后的纹理算法检索返回的相关图片数目增多,检索效果更好。同样,由图4(d)和图5(e)比较可知,对图像进行不均匀分块,在某种程度上包含了一些空间信息,在一定程度上弥补了双树复小波提取纹理特征缺少纹理空间分布的缺陷,返回的非相关图像数目依次减少,检索率有所提高。由图6可知,对于背景简单、纹理均匀的恐龙图像,GCM的检索效果已经很好,但是用本文提出的算法对恐龙纹理图像进行检索的结果更精确。

为了更加全面地比较各算法的性能,采用常用的图像检索方法的评价标准——查准率和漏检率。选取图像库中的花卉、大马、恐龙等5类图片进行检索。图像库中与查询图像相关的图像数目为 N ,查询返回的图像数目为 n_1 ,得到与查询图像相关的图像数目为 n_2 ,则漏检率 $= (N - n_2) / N$,查准率 $= n_2 / n_1$ 。表1列出了5种算法对5类图像的查准率比较,表2列出了5种算法对图像库的平均查准率和漏检率。

表1 5种算法的图像查准率

	GCM	IGCM	DT-CWT	IDT-CWT	IDTCWT+GCM
花卉	0.45	0.55	0.7	0.75	0.85
大马	0.55	0.6	0.6	0.7	0.75
恐龙	1	1	1	1	1
汽车	0.35	0.45	0.5	0.6	0.75
蝴蝶	0.5	0.55	0.6	0.75	0.8

表2 5种算法的图像库的平均查准率和漏检率

	GCM	IGCM	DT-CWT	IDT-CWT	IDTCWT+GCM
查准率	0.57	0.63	0.68	0.76	0.83
漏检率	0.38	0.28	0.24	0.17	0.12

由表1和表2可知,无论是图像查准率还是图像漏检率,本文方法都具有较好的检索结果。

结束语 为了提高纹理图像的检索率,本文提出了一种将改进双树复小波变换和灰度-梯度共生矩阵法相结合的纹理特征描述方法,该方法发挥了两者各自优势,使得无论是在局部结构细节方面,还是在空间分布特性方面,都能够很好地描述纹理特征。通过实验结果分析可以看出,在纹理图像检索中该方法比双树复小波变换或灰度-梯度共生矩阵的特征提取方法更为有效。

但是单一的纹理特征只能表达图像的部分属性,往往不能满足用户的视觉需求。颜色特征也是图像的一个重要的全局特征,因此下一步的工作是融入颜色特征,将纹理特征和颜色特征进行综合,以进一步提高检索精度。

参考文献

- [1] LONG S J. Study on Extraction of image texture feature in image retrieval [M]. Chengdu: Southwest Jiao Tong University, 2012:1-3. (in Chinese)
龙士军. 图像检索中纹理特征提取的研究[M]. 成都:西南交通大学,2012:1-3.
- [2] XU Y F, GONG X Y, GONG S F. An algorithm for texture-based Image Retrieval[C]//2011 International Conference on Communication, Networking and Broadcasting. 2011,6:145-147.
- [3] YUE L. Image retrieval based on block color moment and gray level co-occurrence matrix[J]. Micro Computer Information, 2012,8(28):162-164. (in Chinese)
岳磊. 基于分块颜色矩和灰度共生矩阵的图像检索[J]. 微计算机信息,2012,8(28):162-164.
- [4] QI Y L. A Relevance Feedback Retrieval Method Based on Tamura Texture[J]. Second International Symposium on Knowledge Acquisition and Modeling, 2009,12(3):174-177.
- [5] LAM S W C. Texture feature extraction using gray level gradient based co-occurrence matrices[J]. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, 1996(1):267-271.
- [6] LIU L W, CHEN X W, YING Z W. Texture image retrieval algorithm with dual tree complex contourlet and three statistical features[C]//IEEE 3rd International Conference on Communication Software and Networks(ICCNSN). 2011,5:349-352.
- [7] HUANG Y Y, ZHANG Y S. Dual tree complex wavelet domain co-occurrence matrix texture extraction method[J]. Computer Applications and Software, 2012,7(29):216-219. (in Chinese)
黄媛媛,张允赛. 双树复小波域共生矩阵的纹理提取方法[J]. 计算机应用与软件,2012,7(29):216-219.
- [8] FENG C, YU S N. Content-based image retrieval by DTCWT feature[J]. 2011 3rd International Conference on Computer Research and Development, 2011,3(4):283-286.
- [9] LIU B, ZHANG H. Image retrieval algorithm based on convolutional neural network and manifold ranking[J]. Journal of Computer Applications, 2016,36(2):531-534. (in Chinese)
刘兵,张鸿. 基于卷积神经网络和流形排序的图像检索算法[J]. 计算机应用,2016,36(2):531-534.