

增强旋转不变 LBP 算法及其在图像检索中的应用

孙 伟 赵玉普

(中国矿业大学信息与控制工程学院 江苏 徐州 221000)

摘 要 基于内容的图像检索是目前图像检索领域的研究重点。LBP 纹理特征是基于内容的图像检索领域常用的特征。传统的 LBP 算法应用于图像检索系统时检索效率低,且不具有旋转不变性。旋转不变 LBP(rotation invariant LBP,LBPri)算法虽然具备旋转不变性,但检索精度不高。为了提高基于内容的图像检索的精度和效率,在传统 LBP 算法的基础上提出一种增强旋转不变 LBP 描述符(Enhanced rotation invariant LBP,ELBPri)。ELBPri 描述符首先对原始图像提取 Harris 角点,以角点为中心采样;其次用旋转不变 LBP 算法的编码方式对采样后的图像编码;然后统计各图像的 LBP 直方图;最后计算各图像 LBP 直方图之间的欧氏距离,并根据相似性排序。实验结果表明,相比 LBPri 描述符,CBIR 系统应用 ELBPri 描述符检索一般纹理图像集时的平均查准率提高了 5.64%,平均检索用时缩短了 0.4ms;检索旋转纹理图像集时的平均查准率提高了 5.94%,平均检索用时缩短了 0.12ms。

关键词 基于内容的图像检索,ELBPri 描述符,Harris 算法,LBP 伪灰度图,欧氏距离

中图分类号 TP391 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.07.040

Enhanced Rotation Invariant LBP Algorithm and Its Application in Image Retrieval

SUN Wei ZHAO Yu-pu

(School of Information and Control Engineering,China University of Mining and Technology,Xuzhou,Jiangsu 221000,China)

Abstract CBIR (Content-based image retrieval) is a hot topic in image retrieval. LBP texture features are commonly used in CBIR. When the classic LBP algorithm is applied to the image retrieval system, the retrieval efficiency is low, and it does not have the characteristics of rotation invariance. Although the rotation invariant LBP (LBPri) algorithm has the characteristics of rotation invariance, its retrieval efficiency is low. In order to improve the precision and efficiency of CBIR, based on the classical LBP algorithm, this paper proposed an enhanced rotation invariant LBP descriptor (ELBPri). Firstly, the ELBPri descriptor extracts the Harris corners from the original grayscale, and then samples the original grayscale in the center of the Harris corners. Secondly, ELBPri descriptor encodes the sampled image in rotation invariant LBP. Thirdly, the LBP histograms of each image are counted. Finally, ELBPri descriptor calculates the Euclidean distance between the LBP histograms of the images and sort them according to similarity. Experimental results show that compared with LBPri descriptor, the average precision of the ELBPri descriptor used in the retrieval of general texture image sets by the CBIR system is increased by 5.64%, and the average query time is shortened by 0.4ms. The average precision is increased by 5.94% when retrieving rotation texture image sets, and the average query time is shortened by 0.12ms.

Keywords Content-based image retrieval, ELBPri descriptor, Harris algorithm, LBP pseudo grayscale, Euclidean distance

1 引言

随着互联网技术的发展,在大量图像中精确、快速地检索所需的图像已成为研究热点。目前,基于内容的图像检索算法(Content-Based Image Retrieval, CBIR)^[1-2]已成为图像检索领域的重要方法。纹理特征是图像或图像局部区域所描述的景物的表面性质。与其他特征相比,纹理特征包含更多的图像信息^[3]。因此,用纹理特征描述图像是一项很有研究价值的课题。

局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)是一种描述

纹理特征的经典方法,该方法通过计算目标像素与其邻域内的像素之间的灰度差异来描述图像的局部纹理特征^[4]。Candès 等为使 LBP 描述符具有旋转不变性,对其进行了改进:将传统的 LBP 编码的高位起始位按同一个方向循环旋转一周,每旋转一次得到一个 LBP 的二进制编码,当整个循环完成时,取这些 LBP 值中最小的一个作为当前邻域的 LBP 值,但这种做法丢弃了部分纹理模式^[5]。为降低 LBP 描述符特征向量的维度,Ojala 等提出只统计 Uniform LBP 特征和旋转不变 Uniform LBP 特征,并建立直方图,特征向量的维度也降低到 59 维和 9 维^[5]。Uniform LBP 特征是假设图像中 LBP

收到日期:2018-05-25 返修日期:2018-09-16 本文受国家自然科学基金(61403394)资助。

孙 伟(1963—),男,博士,教授,主要研究方向为机器学习、复杂过程控制,E-mail:www5532790@163.com;赵玉普(1993—),男,硕士生,主要研究方向为图像处理、模式识别,E-mail:510971371@qq.com(通信作者)。

二进制编码仅存在 1 和 0 转换不超过 2 次的情况。在很多情况下,这种假设并不能成立,旋转不变模式则是所有微模式中更小的子集。由于图像中很多微模式没用被统计,因此 Uniform LBP 特征的特征表达能力有所降低。此外,Heikkila 等提出一种中心对称 LBP(Center-Symmetric LBP, CS-LBP)描述符,该描述符对比了关于中心像素点对称的像素^[6],CS-LBP 其特征向量维度降至 16 维,但描述能力较差^[7]。

上述改进 LBP 描述符虽然降低了特征向量维度,但其描述能力都有不同程度的下降。

为了提高 LBP 描述符的描述能力,Sun 等^[8]提出了一种融合局部区域中心像素以及灰度均值的改进纹理描述模式。该算法根据图像局部区域的中心像素点与相邻像素间的灰度大小关系,定义了新的纹理信息统计方法。该算法在图像检索中取得了很好的效果。Ahonen 等^[9]提出了 LBP 直方图傅里叶(LBP-HF)特征,其思想是利用离散傅里叶变换表征 LBP 算子的旋转环形位移特性。为了更加有效地描述图像,Kumar 等^[10]从结合全局特征与局部特征的角度出发,将 LBP 算法与 Contourlet 变换相结合,使用 Contourlet 变换有效地表示曲线和边缘,使用 LBP 算法描述图像的微观特征,并将融合后的算法应用于图像检索,取得了良好的效果。Jain 等通过融合圆形协方差(Circular Covariance Histogram, CCH)特征和 LBP 特征,提出了一种图像检索的新方法^[11]。该方法的具体做法是:对图像提取 CCH 特征和 LBP 特征后,将两个特征向量按照一定的权重融合表示,分别计算图片间的相似性,并根据相似性完成检索。上述 3 种算法均在经典 LBP 算法的基础上融合了其他特征,极大地提高了 LBP 算法的描述能力,但也使检索效率有不同程度的降低。

受这些思想的启发,本文提出一种基于 ELBPri 算法的图像检索方法。首先介绍经典的 LBP 算法;随后提出 ELBPri 算法和基于 ELBPri 的图像检索方法;然后根据该方法设计相应的实验;最后比较本文方法与传统 LBP 算法及其他 LBP 算法的变形应用于图像检索时的优势。实验证明,文中所提算法应用于图像检索时具有很好的检索精度,且因其改变了采样方式,检索效率也有了提高。

2 相关工作

经典局部二值模式描述符的本质是认为灰度图像是由许多不同类型的微模式组成的,算法步骤如下:

1)在 3×3 像素的窗口内,将中心像素点相邻的 8 个像素点的灰度数值与中心像素点的灰度数值进行比较,若相邻像素值小于中心像素点,则该像素点所在位置被标记为 0,否则被标记为 1。将窗口内 8 个像素点进行比较可得到 8 位二进制数,用十进制进行表示即为这个窗口的 LBP 值。经典 LBP 算法的编码方式如图 1 所示。

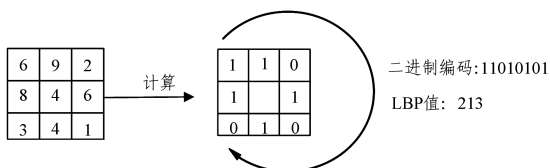


图 1 经典 LBP 算法的编码示意图

Fig. 1 Coding diagram of classical LBP algorithm

2)计算微模式频率分布(即 LBP 直方图)。根据所得到的各像素点的 LBP 值,可计算得到 LBP 直方图。

为了使经典 LBP 特征适于描述不同尺度和不同频率的纹理信息,Ojala 等^[12]将 3×3 邻域扩展到任意邻域,并用圆形窗口代替正方形窗口。改进后的 LBP 描述符在半径为 R 的圆形邻域内拥有多个采样像素点。

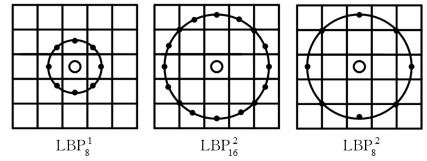


图 2 圆形 LBP 算法的邻域

Fig. 2 Neighborhood of circular LBP

对于给定的中心点 (x_c, y_c) ,其邻域像素位置为 (x_p, y_p) , $p \in P, (x_p, y_p)$ 用如下公式^[12]计算:

$$x_p = x_c + R \cos\left(\frac{2\pi p}{P}\right)$$

$$y_p = y_c - R \sin\left(\frac{2\pi p}{P}\right)$$

其中,R 是窗口半径,p 是采集的中心像素点周围的第 p 个像素,P 是采集的中心像素点周围的像素点个数。由于式(3)计算出的坐标不一定在图像上,因此采用双线性插值来计算采样点。

为满足旋转不变性,不断旋转圆形邻域的起始像素点,可以得到一系列 LBP 值,取其中的最小值作为该邻域的 LBP 值。图 3 为计算旋转不变 LBP 值的示意图。

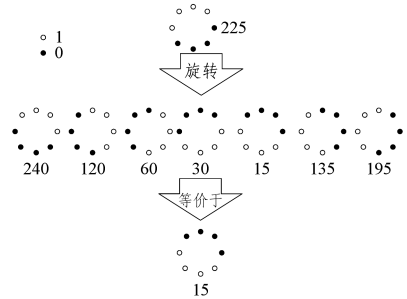


图 3 旋转不变 LBP 算法的编码方式

Fig. 3 Encoding way of rotation invariant LBP algorithm

经过上述处理,旋转不变 LBP 算法在具备灰度不变性的基础上具备了旋转不变性。但由于该算法的描述符的维度较大,且需要遍历每个像素点计算 LBP 值,因此对于 CBIR 系统来说,这将增大图像特征数据库的数据量,将其应用于图像检索时,会降低查询效率。

3 基于 ELBPri 的图像检索系统

为了提高 LBP 描述符在图像检索时的检索精度和效率,本文提出一种增强 LBP 纹理描述符(ELBPri 描述符)。

算法步骤如下:

Step1 在灰度图像中提取 Harris 角点^[13];

Step2 以角点为采样中心,在角点周围 n 像素范围内采样;

Step3 计算采样范围内图像区域的旋转不变 LBP 值,采样范围外图像区域的 LBP 值置为 0;

Step4 统计图像的 ELBPri 直方图。

本文提出的图像检索方法的流程图如图4所示。

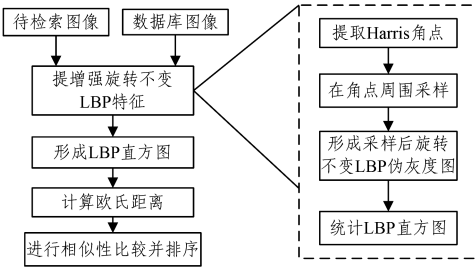


图4 基于ELBPri算法的CBIR系统的流程图

Fig. 4 Flowchart of CBIR system based on ELBPri algorithm

3.1 ELBPri算法的采样模式

原始的LBP算法中并没有采样的过程,而是直接采取遍历图像的方式。遍历图像虽然可以得到完整的纹理特征,但需要遍历图像中的每个像素点,并计算每个像素点的LBP值,耗时巨大,并且这将使得整个CBIR图像特征数据库的数据急剧增多。为减少数据库的数据量,本文采用Harris角点提取算法对原图片进行采样。图像像素点中距离角点小于或等于 n 像素的所有像素点为有效区域,大于 n 像素的为无效区域。如图5所示,以 $n=5$ 为例,黑色圆点为角点,斜线覆盖的像素点构成有效区域,其他像素点为无效区域。将无效区域在LBP伪灰度图像中的LBP值置为0,保留有效区域,即完成了采样过程。采样过程定义如下:

$$\begin{cases} A_e, & \text{if } D \leq 5 \\ A_i, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

其中, A_e 表示有效区域, A_i 表示无效区域, D 表示像素点与最近角点的距离。

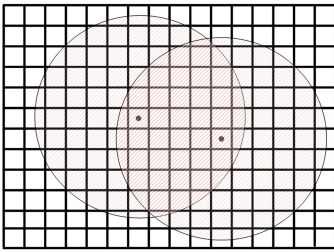


图5 ELBPri算法的采样示意图

Fig. 5 Schematic diagram of ELBPri algorithm sampling

对原图像进行采样,可以极大地降低下一步用旋转不变LBP算法描述图像时的工作量,并剔除无效区域对图像检索的影响,增强了图像检索的鲁棒性。

3.2 ELBPri描述符的构建与相似度对比

3.2.1 ELBPri算法描述符的构建

利用旋转不变LBP描述符的编码方法对采样后的图片进行编码,获得原图像的ELBPri伪灰度图像。

ELBPri伪灰度图像的形式化定义为:

$$I^{LBP} = G_{x,y} \quad (3)$$

其中, $(x,y) \in A_e$, (x,y) 是有效区域像素点坐标。 $G_{x,y} \in \{0, 1, \dots, Q\}$ 是图像所有微模式的LBP值集合, Q 是图像最大的LBP值(参数 $P=8, R=2$ 时, $Q=36$)。

3.2.2 相似度对比

基于ELBPri算法对图像进行纹理特征提取后,还需要

将计算出的LBP值转化成特征向量,从而依据特征向量来对比图像的相似度。本文在图像转化成LBP值后,通过LBP直方图体现图像的纹理。利用邻域旋转不变LBP算子可得到LBP的取值范围为 $[0, 36]$ 。将这个区间平均分成36个小区间段 $[0, 1, \dots, 36]$,通过统计图像LBP值落到每个区间的个数,最终形成36维LBP直方图。采用式(4)计算待匹配图像的ELBPri直方图间的欧氏距离 D_k ^[14], D_k 越小,则查询图像与图像库中第 k 个图像越相似。按照 D_k 从小到大排序输出查询结果,实现检索功能。

$$D_k = \left(\sum_{i=1}^n |L(i) - L_k(i)|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

3.3 ELBPri算法的性能分析

ELBPri算法的步骤如下:首先,利用Harris角点提取算法对原图进行采样,只提取角点周围5像素内的像素信息,这一过程可以将纹理信息丰富的区域提取出来,并将部分噪声去除;其次,利用旋转不变LBP算法提取采样后的图像的纹理特征,这一过程将完整地保留LBP描述符的各种微模式;然后,计算全图的LBP直方图,并将其作为ELBPri描述符的特征矢量;最后,比较图片间LBP直方图的相似性并排序。分析ELBPri描述符的原理可以得出,ELBPri描述符有以下优点。

1)保留LBP描述符的部分微模式,并使LBP具有了旋转不变性。ELBPri算法没有从压缩微模式数量的角度改进算法,而是在提取描述子之前添加了采样过程,这样既保留了部分微模式和描述符的旋转不变性,又提高了算法的效率。

2)计算量小,效率高。ELBPri算法借助于Harris角点提取算法标定出纹理信息丰富的区域,在提取描述子前添加了采样过程,降低了生成LBP伪灰度图时的计算量和需要存储的数据量,提高了算法的效率。

3)突出纹理信息丰富区域的纹理信息,去除部分噪声,鲁棒性高。纹理信息丰富区域的角点数量多,ELBPri算法的采样过程突出了纹理信息丰富的区域。同时,纹理信息简单、噪声点等区域在采样过程中被滤去。

上述3个特点使得ELBPri描述符既保留了较强的描述能力又降低了计算量,而且突出了纹理信息丰富的区域,去除了部分噪声,提高了鲁棒性。将ELBPri描述符用于CBIR系统后,图像特征数据库的数据量减小,检索效率也极大地提高。

4 实验及结果分析

4.1 测试软件开发平台和运行环境

T-CBIR(纹理图像检索)系统使用Visual Studio 2013与opencv2.4.9作为开发软件平台,操作系统为Windows 10专业版,硬件平台的主要配置为: Intel Core i5-6500处理器, DDR3L 8GB内存, 256GB固态硬盘。

4.2 测试数据集

CBIR系统采用的测试图像库是Brodatz纹理图像库^[15],共计112类纹理图像。将112类纹理图像(640×640)等分为16幅(160×160)图像,共计1792幅图像,将其作为测试集1,测试一般条件下不同算法的检索效果。将112类纹理图像分别按照90°,180°及270°进行旋转,共计448张图片构成了测试集2,测试旋转条件下不同算法的检索效果。

4.3 测试指标

本文采用查准率(Precision)、查全率(Recall)和查询时间(Query Time, QT)作为衡量各类描述符的性能指标^[16]。查准率和查全率是衡量 CBIR 系统的常用指标。查准率是指检索结果中正确图像与检索结果中图像总数的比值,查全率则是指检索结果中正确图像与测试集中正确图像总数的比值^[17]。另外,本文提出的 ELBPri 描述符的设计目标之一是提高 LBPri 描述符的效率,因此本文增加查询时间 QT 作为测试指标。

4.4 实验测试

4.4.1 采样参数 n 对 ELBPri 性能的影响

采样参数 n 影响着 ELBPri 描述符在图像检索系统中的性能, n 越小,图像检索系统耗时越短,但会损失很多纹理信息,性能越差; n 越大,则耗时越长,性能会有一定提升。如图 6 所示,本文共抽取了数据集 1 中 30 类纹理图像的 480 幅图像作为测试图像。分别在 $n=2,3,4,5,6,7,8$ 的条件下测试 ELBPri 描述符在图像检索中的性能。实验在以 Visual Studio 2013 与 opencv2.4.9 作为开发软件平台的 T-CBIR 系统中进行,具体步骤为:

1) 在 30 类纹理图像中各选择一张图片作为待查询图像,计算各类图片取 $n=1$ 时的 ELBPri 直方图;

2) 根据本文 3.2.2 节中的方法对待查询图像进行检索,计算 $n=1$ 时检索结果的 P-R 曲线;

3) 将 n 分别取 2,3,4,5,6,7,重复步骤 1) 和步骤 2),得到不同 n 值时的平均 P-R 曲线。

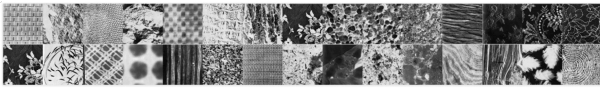


图 6 采样参数 n 的实验测试图像

Fig. 6 Experimental test images for sampling range n

图 7 为不同 n 值时的平均 P-R 曲线,它是由 30 类纹理图像的检索 P-R 曲线拟合而来。分析图 7 和表 1 可知:当 $n \leq 5$ 时,增大 n 可较大幅度地提升检索性能;当 $n > 5$ 时,增大 n 对算法性能的影响不大,且随着 n 的增大,检索耗时也不断增加。因此,本文的 CBIR 系统将 n 取为 5。

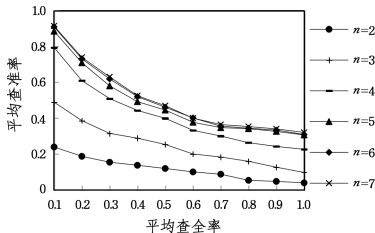


图 7 不同 n 值时图像检索的 P-R 曲线

Fig. 7 P-R curves of retrieving with different n

表 1 不同 n 值时图像的检索耗时

Table 1 Time for retrieving with different n

n	QT/ms	n	QT/ms
2	18.61	5	23.14
3	20.28	6	25.36
4	21.97	7	27.42

4.4.2 CBIR 系统查询测试实验

首先,设计了实验 1,分别对 LBP, Uniform LBP, LBPri,

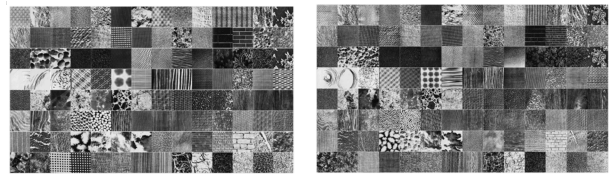
CSLBP, Uniform LBPri 和 ELBPri 描述符在测试集 1 中的查询正确性进行测试。图 8 为选取的 112 幅查询图像,它是对测试集 1 中的 112 类图像各取一张而得。实验仍然在 T-CBIR 系统下进行,具体步骤如下:

1) 计算各类图片在 ELBPri 算法作为特征提取方法时的 ELBPri 直方图;

2) 根据本文 3.2.2 节中的方法在整个测试集中检索待查询图像, T-CBIR 系统只保留相似度从高到低排序的前 10 张图像;

3) 根据检索结果计算 ELBPri 算法在 T-CBIR 系统中的查准率、查全率和查询时间;

4) 分别选择 LBP, LBPri, Uniform LBPri, Combining LBP and Contourlet Features 和 combination of the two i. e. CCH and LBP 描述符,重复步骤 1) 步骤 3), 得到各描述符应用在 T-CBIR 系统中的查准率、查全率和查询时间;



(a) 实验 1 的查询图像

(b) 实验 2 的查询图像

图 8 查询图像

Fig. 8 Query images

表 2 对比了 6 种描述符在 T-CBIR 系统返回前 10 张图片的情况下的检索性能。从表 2 中可以看出, Uniform LBPri (9 维) 的描述符维度较低, 其查询正确率和查全率最差, LBPri (36 维) 次之, LBP (256 维) 优于 LBPri, ELBPri (36 维) 与 LBP 相当。Combining LBP and Contourlet Features (>256 维) 和 combination of the two i. e. CCH and LBP (>256 维) 因在 LBP 特征的基础上结合了其他特征, 它们的查准率和查全率优于 ELBPri。

表 2 6 种描述符在测试集 1 中的检索结果对比

Table 2 Retrieval results comparison of 6 descriptors in test set 1

描述符	P/%	R/%	QT/ms
LBP	68.72	42.95	49.17
LBPri	59.66	37.29	23.41
Uniform LBPri	28.83	18.02	16.42
Combining LBP and Contourlet Features	72.56	45.35	58.67
combination of the two i. e. CCH and LBP	78.98	49.36	67.85
ELBPri	65.30	40.81	23.81

从表 2 看出, Combining LBP and Contourlet Features 和 combination of the two i. e. CCH and LBP 在采用高维的 LBP 特征的基础上结合了其他特征, 其查询速度最慢; LBP 由于维度过高, 查询速度也明显较慢; Uniform LBPri 的维度最低, 查询速度最快; ELBPri 增加了采样过程, 提高了算法效率, 其查询速度略快于与其维度相同的 LBPri。

其次, 为了进一步测试 ELBPri 描述符的旋转不变性能, 设计了实验 2, 选择测试集 2 中未旋转的 112 幅图像作为检索示例图像。实验步骤与实验 1 相同。

表3对比了6种描述符在测试集2中的检索性能,CBIR系统返回前4张图片作为检索结果。从表3中得到的检索结果可以看出,ELBPri描述符具备较强的旋转不变性。

表3 6种描述符在测试集2中的检索结果对比

Table 3 Retrieval results comparison of 6 descriptors in test set 2

描述符	P/%	R/%	QT/ms
LBP	41.27	41.27	31.46
LBPri	81.45	81.45	18.21
Uniform LBPri	57.41	57.41	12.72
Combining LBP and Contourlet Features	46.15	46.15	39.17
combination of the two i. e. CCH and LBP	40.76	40.76	50.19
ELBPri	87.39	87.39	18.09

实验1和实验2的检索结果表明:ELBPri描述符在一般条件下的检索精度优于Uniform LBPri和LBPri描述符,与LBP描述符相当,略差于Combining LBP and Contourlet Features和combination of the two i. e. CCH and LBP描述符。ELBPri描述符在图像旋转条件下的检索精度高于不具备旋转不变性的LBP,Combining LBP and Contourlet Features和combination of the two i. e. CCH and LBP描述符,高于同样具备旋转不变性的Uniform LBPri,LBPri。ELBPri描述符的检索效率也远高于LBP,Combining LBP and Contourlet Features和combination of the two i. e. CCH and LBP描述符。

结束语 在CBIR系统中,描述图像特征所用的描述符与检索性能密切相关。本文提出的ELBPri描述符在原始图像转化为LBP伪灰度图像之前添加了基于Harris角点的采样过程。在纹理图像库上的测试结果表明,应用于图像检索时,ELBPri描述符在检索正确率和检索效率综合性能方面优于经典LBP描述符及常用的改进LBP描述符。最后,本文算法不具有学习能力,在一些需要对复杂语义进行准确理解的场合并不适用。因此,本文算法如何解决复杂语义场合的图像检索问题值得下一步研究。

参考文献

- [1] XIA Z, XIONG N N, VASILAKOS A V, et al. EPCBIR: An efficient and privacy-preserving content-based image retrieval scheme in cloud computing[J]. *Information Sciences*, 2017, 387: 195-204.
- [2] ZHANG Y K, LI Y F, SUN J G. Image Retrieval Algorithm Based on Improved Color Coherence Vectors and Contribution to Clustering[J]. *Computer Science*, 2015, 42(2): 243-245. (in Chinese)
张永库, 李云峰, 孙劲光. 基于改进颜色聚合向量与贡献度聚类的图像检索算法[J]. *计算机科学*, 2015, 42(2): 311-315.
- [3] KUSHWAHA A K, SRIVASTAVA S, SRIVASTAVA R. Multi-view human activity recognition based on silhouette and uniform rotation invariant local binary patterns[M]. New York: Springer-Verlag, 2017.
- [4] WU H, WU W, ZHANG J, et al. Research on image retrieval algorithm based on LBP and LSH[C]// *Green Energy and Sustainable Development I: Proceedings of the International Conference on Green Energy and Sustainable Development*. 2017: 020038.
- [5] LIU L, LAO S, FIEGUTH P, et al. Median Robust Extended Local Binary Pattern for Texture Classification[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2016, 25(3): 1368-1381.
- [6] XU X, LI S, LIU L. Face recognition based on multi-level histogram sequence center-symmetric local binary pattern and fisher-face[C]// *Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference*. IEEE, 2017: 448-451.
- [7] QIN C, CHEN X, YE D, et al. A novel image hashing scheme with perceptual robustness using block truncation coding[J]. *Information Sciences*, 2016, 361-362: 84-99.
- [8] SUN J D, WU X S. Content-Based Image Retrieval Based on Texture Spectrum Descriptors [J]. *Journal of Computer-Aided Design and Computer Graphics*, 2010, 22(3): 516-520. (in Chinese)
孙君顶, 毋小省. 纹理谱描述符及其在图像检索中的应用[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2010, 22(3): 516-520.
- [9] AHONEN T, MATAS J, HE C, et al. Rotation Invariant Image Description with Local Binary Pattern Histogram Fourier Features[C]// *Image Analysis, Scandinavian Conference, Scia 2009*. Oslo, Norway, 2009: 61-70.
- [10] KUMAR T G S, NAGARAJAN V. Combining LBP and contourlet features for image retrieval[C]// *International Conference on Communication and Signal Processing*. IEEE, 2016: 1193-1196.
- [11] JAIN S, ZAVERI T, PATEL S. Weighted fusion of LBP and CCH features for effective content based image retrieval[C]// *International Conference on Signal Processing and Communications*. IEEE, 2016: 1-5.
- [12] WU Y H, XU G, JIANG J J, et al. Research on Workpiece Image Feature Recognition Based on LBP and SVM[J]. *Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science)*, 2016, 30(1): 77-84. (in Chinese)
吴益红, 许钢, 江娟娟, 等. 基于LBP和SVM的工件图像特征识别研究[J]. *重庆理工大学学报(自然科学)*, 2016, 30(1): 77-84.
- [13] SUN L, WANG S, XING J, et al. Self-adaption harris corner detection algorithm based on image contrast area[C]// *Control and Decision Conference*. IEEE, 2015: 2287-2290.
- [14] JIAN C, KAN L I, GAO C X, et al. Application of Local Features in Aerial Image Mosaic[J]. *Journal of University of Electronic Science & Technology of China*, 2013, 42(1): 125-129.
- [15] FAKHFAKH S, TMAR M, MAHDI W. Image Retrieval Based on Using Hamming Distance[J]. *Procedia Computer Science*, 2015, 73: 320-327.
- [16] XU S P, LIU X P, LI C Q, et al. Texture Descriptor Based on Spatial Statistical Features of Local Binary Pattern Code Pair [J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2013, 26(8): 769-776. (in Chinese)
徐少平, 刘小平, 李春泉, 等. 基于LBP值对空间统计特征的纹理描述符[J]. *模式识别与人工智能*, 2013, 26(8): 769-776.
- [17] YU H Y, HUANG Y X. An Image Retrieval Algorithm Based on SURF for Embedded System[C]// *International Conference on Intelligent Computation Technology and Automation*. 2017: 86-88.