

基于融合特征的现勘图像检索结果优化算法

刘 颖^{1,2}, 胡 丹^{1,2}, 范九伦¹, 王富平^{1,2}, 李大湘^{1,2}

(1. 西安邮电大学图像与信息处理研究所, 陕西西安 710121;

2. 电子信息现场勘验应用技术公安部重点实验室, 陕西西安 710121)

摘 要: 刑侦现勘图像数据库是具有保密性高、图像内容罕见等极具行业特色的图像数据库. 针对现勘图像内容复杂、目标物体不明确的特点, 提出了 DCT-DCT 波纹理特征, 并与 HSV 颜色直方图特征、GIST 特征相融合构成融合特征. 与常用的图像特征相比, DCT-DCT 波纹理特征能够得到较高的检索效率, 而融合特征的平均检索查准率高于构成其本身的三种特征的平均检索查准率. 最后, 将语义分析技术引入到检索过程中, 提出基于检索结果优化的现勘图像检索算法, 利用支持向量机 (Support Vector Machine, SVM) 分类器对查询图像进行语义提取, 并对初次检索的结果进行语义分析, 根据初检结果中语义类别的占比选择二次检索方案, 该算法能在按例查询的基础上进一步提高平均检索查准率.

关键词: 刑侦现勘图像; 现勘图像检索; 多特征融合; 检索方法; 支持向量机

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2019)02-0296-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn>

DOI: 10.3969/j.issn.0372-2112.2019.02.006

Multi-feature Fusion Based Retrieval Results Optimization for Crime Scene Investigation Image Retrieval

LIU Ying^{1,2}, HU Dan^{1,2}, FAN Jiu-lun¹, WANG Fu-ping^{1,2}, LI Da-xiang^{1,2}

(1. Center for Image and Information Processing, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an, Shaanxi 710121, China;

2. Key Lab of Electronic Information Processing with Applications in Crime Scene Investigation, Ministry of Public Security, Xi'an, Shaanxi 710121, China)

Abstract: The image database of crime scene investigation (CSI) has the characteristics of high confidentiality, rare image content and so on. Aiming at the complexity of the content and the ambiguity of the target object, the DCT-DCT wave texture feature is proposed, which is fused with HSV color histogram feature and GIST feature to form the fusion feature. Compared with the commonly used image features, DCT-DCT wave texture feature can get higher retrieval efficiency, and the average retrieval precision rate of the fused features is higher than that of the three features. Finally, the semantic analysis technology is introduced into the retrieval process, and an image retrieval algorithm based on the optimization of retrieval results is proposed. Support vector machine (SVM) classifier was used to extract the semantic of the query image. The semantic analysis of the results of the first retrieval is carried out, and the second retrieval scheme is selected according to the proportion of semantic categories in the initial retrieval results. The algorithm can further improve the average retrieval accuracy based on case-by-case query.

Key words: crime scene investigation image; crime scene investigation image retrieval; multi-feature fusion; retrieval method; support vector machine

1 引言

现勘图像是公安机关在案发现场获取的与案件相关的图像, 是现场勘验信息的重要组成部分. 现勘图像

检索可为刑侦破案提供物证线索, 在串并案中起到重要作用^[1]. 高效的现勘图像数据库检索 (Crime Scene investigation Image Retrieval, CSIR) 是在基于内容的图像检索 (Content-Based Image Retrieval, CBIR) 的基础上发

展而来.虽然 CBIR 技术已经发展多年,但是由于现勘图像涉及实际案件,数据来源特殊,因此,学术界目前关于 CSIR 的研究相对较少^[2].

现勘图像源于案发现场,其内容有其固有特色:图像中目标物体背景复杂,甚至有些无法确定目标物体;有些图像是目标物体的局部,例如受损的车门等.而学术界常用的图像往往背景简单,目标物体明确,因此用于普适自然图像的 CBIR 算法不一定适用于 CSIR,从而需要设计适用于现勘图像的检索算法^[2].目前文献中对 CSIR 的研究,大部分只针对某一类现勘图像进行,比如新加坡南洋理工大学的掌纹图像数据库和皮肤图像数据库^[3]、密西根州立大学计算机科学与工程学院的纹身图像数据库^[4]、首都师范大学的鞋印图像数据库^[5]等.而随着大数据的出现,快速有效地从多渠道多种类大型现勘图像数据库中快速获取有效线索越来越受到重视.西安邮电大学图像与信息处理研究所(Center for Image and Information Processing, CIIP)依托与公安部共建的研究平台,多年来从事 CSIR 领域的研究^[2,6,7],从公安系统获取了大量实际现勘图像作为实验测试数据(CIIP Crime Scene Investigation Image Database, CIIP-CSID),CIIP-CSID 包含了 11456 幅实际案例现勘图像,分为 46 个类别,包括生物物证、血迹、车辆、指纹、物证、现场平面图、鞋印等.

2 基于融合特征及检索结果优化的现勘图像检索算法

现勘图像的内容相比学术界常用的图像数据有明显行业特色,包括比如血迹、生物物证等这类特色数据.设计适用于现勘图像的低层特征提取算法是提高现勘图像检索效率的基础.本文提出了一种融合颜色、纹理及场景内容三种特征的现勘图像低层特征,并通过检索结果优化机制将现勘图像低层特征及高层语义特征结合起来提高现勘图像检索的平均查准率.

2.1 融合特征

2.1.1 颜色特征

本文采用 HSV 颜色直方图^[8]作为现勘图像的颜色特征.图像转换到 HSV 空间后,将得到的 H, S, V 分量非等间隔量化,分别量化为 16 级、4 级、4 级.最后,根据量化级将图像中点 (i, j) 处的三维 HSV 值转化为一维的,使用如下公式:

$$L(i, j) = H(i, j) \times 16 + S(i, j) \times 4 + V(i, j) \quad (1)$$

之后,进行直方图统计,便可以获得 HSV 空间域的颜色直方图,表示为 1×256 维向量,即图像的颜色特征向量.

2.1.2 纹理特征

离散余弦变换 (Discrete Cosine Transform,

DCT)^[9-12]是经典的图像频域信息分析工具,可用于图像纹理特征提取.小波(wavelet)是通过时间频率分析,将数据或信号分解成不同频率分量的数学函数.通过小波变换可以分析不连续和尖锐的信号^[13].将 Kekre 变换矩阵生成的 Kekre's Wavelet(简称 Kekre 波)作用在 DCT 系数矩阵上,能够得到 DCT' Wavelet(简称 DCT 波)^[13].Kekre 变换矩阵可以是任意 $N \times N$ 大小:

$$\mathbf{K}_{N \times N} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ -N+1 & 1 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ 0 & -N+2 & 1 & \cdots & 1 & 1 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \cdots & \vdots & \vdots \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & \cdots & -N+(N-1) & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

用于生成 Kekre 变换矩阵的元素 K_{xy} 的公式为:

$$K_{xy} = \begin{cases} 1, & x \leq y \\ -N + (x - 1), & x = y + 1 \\ 0, & x > y + 1 \end{cases} \quad (3)$$

利用 Kekre 变换矩阵可以构造 $(2N) \times (2N)$, $(3N) \times (3N)$, \dots , $(N^2) \times (N^2)$ 大小的 Kekre 波矩阵.例如 3×3 的 Kekre 变换矩阵构造 $3^2 \times 3^2$ 的 Kekre 波矩阵如图 1 所示.

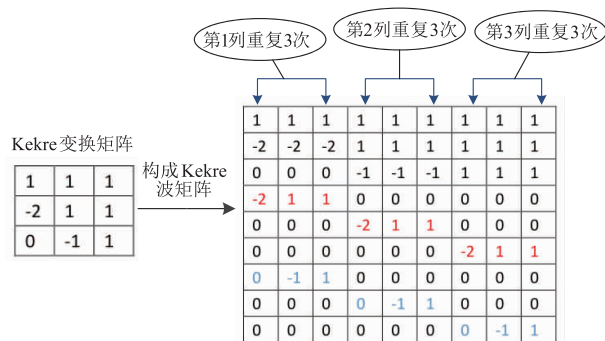


图 1 3×3 的 Kekre 变换矩阵构造 32×32 的 Kekre 波矩阵

本文采用 16×16 的 Kekre 变换矩阵来构造 $16^2 \times 16^2$ 的 Kekre 波矩阵.在得到 Kekre 波矩阵之后,将 Kekre 波矩阵与正交变换的 DCT 变换系数相运算,便得到 DCT 波.

$$\mathbf{F} = \mathbf{M}_{kw} \mathbf{d} \mathbf{M}_{kw}^T \quad (4)$$

其中, \mathbf{M}_{kw} 为 Kekre 波矩阵, \mathbf{d} 为 DCT 变换系数, \mathbf{F} 为最终得到的 DCT 波.

学术界中常常将 DCT 变换技术用于图像数字水印的嵌入,而将图像的 DCT 变换用于图像特征提取并不常见.本文巧妙地将图像 DCT 变换系数的统计分量与图像 DCT 波相结合,提出一种更有效的 DCT 纹理特征提取算法,该算法分为三个步骤: DCT 特征提取; DCT 波特征提取; DCT-DCT 波特征提取.

(1) DCT 特征提取过程

对现勘图像分成四块,如图 2 所示,对每一小块进行 DCT 变换;分别计算变换系数的均值、方差以及 R、G、B 三个通道 DCT 变换的直流分量来构成每一小块的纹理特征;最后将所有小块的纹理特征连接起来构成整幅现勘图像的纹理特征,表示为 1×20 维的特征向量。

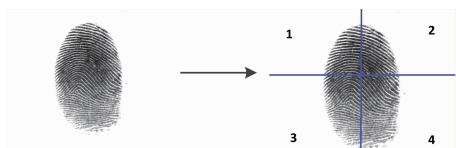


图 2 图像分块示意图

(2) DCT 波特征提取

同样,对现勘图像分成四块,对每一小块的 R、G、B 三通道进行 DCT 变换;将得到的 DCT 变换矩阵与 kekre 波矩阵进行运算得到 DCT 波系数;计算 DCT 波系数的均值、方差,构成每一小块的特征向量;最后将所有小块的特征向量连接起来构成整幅现勘图像的纹理特征,表示为 1×24 维的特征向量。

(3) DCT-DCT 波特征提取

将上述得到的 DCT 特征向量与 DCT 波特征向量归一化后,按 DCT 特征权重 0.4, DCT 波特征权重 0.6 相融合,构成表示现勘图像纹理特征的 DCT-DCT 波特征向量,为 1×44 维的特征向量。

2.1.3 GIST 特征

现勘图像中包含很多对现勘场景进行描述的图片,GIST 描述子^[14]常用于场景分类,因此本文首次将 GIST 描述子用于现勘图像检索中。GIST 描述子用一系列统计属性来描述图像,如粗糙度、自然度等。有学者认为 GIST 描述子应属于低层特征,因为它使用低层特征来表示图像,然而不像真正的低层特征,它是用低层特征来量化场景的高层语义属性^[15]。用不同方向不同尺度的 Gabor 滤波器组对图像进行滤波,将滤波后得到的图像划分为网格,在每个网格内取平均值,并将每个网格的均值级联起来,得到图像的 GIST 特征。一幅大小为 $h \times w$ 的灰度图像 $f(x, y)$ 用 m 尺度 n 方向,即 n_c 个通道的 Gabor 滤波器进行滤波($n_c = m \times n$)的公式为:

$$G(i, j) = \underset{n_c}{\text{cat}}(f(i, j) * g_{mn}(i, j)) \quad (5)$$

其中 $f(i, j)$ 为图像的像素值, $g_{mn}(i, j)$ 为二维 Gabor 函数。

按照 Oliva 和 Torralba^[16,17]提出的方法将图像划分成 4×4 的网格,用 4 个尺度 8 个方向的 Gabor 滤波器组处理得到图像的 GIST 特征,则整幅图像的 GIST 特征维数为 $4 \times 4 \times 32 = 512$ 维。

初步的实验结果表明,GIST 特征在指纹、现场平面

图、犯罪工具这三类图像中能够得到很好地检索结果,与 HSV 直方图特征、DCT-DCT 波纹理特征相比,平均检索查准率高 20.3% 左右。而在纹身、物理物证这两类图像中 GIST 特征的平均检索查准率较 HSV 直方图特征、DCT-DCT 波纹理特征低 25.6% 左右。

2.1.4 特征融合

将以上三种特征融合,得到一个从不同角度描述现勘图像内容的融合特征。经过实验测试,各分量权重比例选为 3: 5: 2。各类特征要进行归一化处理,以避免取值范围不同及量纲不同带来的影响,归一化采用如下公式:

$$\bar{f}^c(t) = \frac{f^c(t)}{\sum_t f^c(t)}, \quad c \in \{f^{\text{hsv}}, f^{\text{dct}}, f^{\text{gist}}\} \quad (6)$$

其中 f^{hsv} 是 HSV 颜色特征, f^{dct} 是 DCT-DCT 波纹理特征, f^{gist} 是 GIST 特征, f^c 是特征 c 的第 t 个分量, \bar{f}^c 是归一化后的特征向量值。

最后,图像 I 的融合特征 F_I 由式(7)所得:

$$F_I = (0.3 \times \bar{f}_I^{\text{hsv}}, 0.5 \times \bar{f}_I^{\text{dct}}, 0.2 \times \bar{f}_I^{\text{gist}}) \quad (7)$$

其中, \bar{f}_I^{hsv} 是 HSV 颜色特征, \bar{f}_I^{dct} 是 DCT-DCT 波纹理特征, \bar{f}_I^{gist} 是 GIST 特征。

2.1.5 融合比例的选取

2.1.2 节中按权重比例 2: 3 将 DCT 特征向量与 DCT 波特征融合为了 DCT-DCT 波特征向量; 2.1.4 节中将 HSV 直方图特征、DCT-DCT 波特征、GIST 特征按权重比例 3: 5: 2 融合为了一个新的融合特征。以上两小节中的特征融合都采用了加权融合,而加权融合中权值选取步骤如下所示:

特征 $W = (X \times \text{HSV 特征}, Y \times \text{DCT-DCT 波特征}, Z \times \text{GIST 特征})$, 其中 $0 \leq X, Y, Z \leq 1$ 。

(1) 首先随机选取 X, Y, Z 的值; 计算特征 W , 拿此特征 W 做检索得到 $K = 10, 20, 30, 40, 50, 5$ 个平均检索查准率;

(2) 步长选为 0.1, 遍历所有的 X, Y, Z 值, 分别计算出 $K = 10, 20, 30, 40, 50$ 的平均检索查准率;

(3) 分别选出 $K = 10, 20, 30, 40, 50$, 使平均检索查准率值最高的 5 组权重组合。

由于若一个特征不发散的话,即方差接近于 0 的话,也就意味着样本在这个特征上基本上没有什么差别,这个特征对于样本的区分基本没有什么用,因此从五组权重组合中选择平均方差最大的那组权重组合作为最终的权重系数。

2.2 基于检索结果优化的现勘图像检索算法

本文提出了基于检索结果优化机制的检索算法,算法流程图如图 3 所示。

检索时,先对查询图像进行特征提取,然后用街区

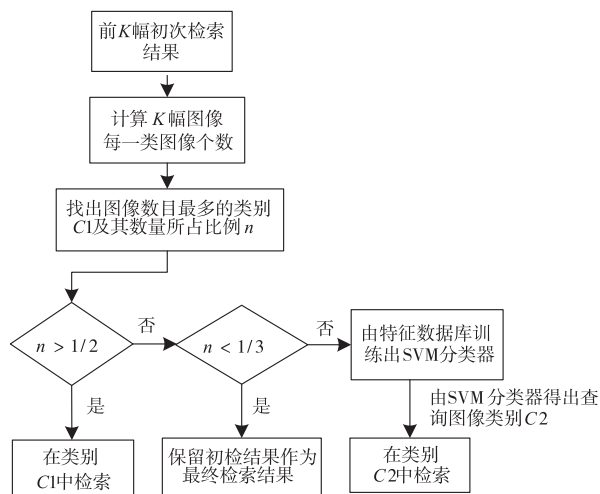


图3 基于检索结果优化的现勘图像检索流程

距离与图像数据库中的图像特征进行相似度计算并排序,检索出与查询图像最相似的前 K 幅图像. 这 K 幅图像往往属于不同的语义类,找出其中图像数量最多的类 $C1$, 设其数量所占比例为 n .

(1) 若 $n > 1/2$, 那么查询图像的语义类别为 $C1$, 并在 $C1$ 类图像中进行相似度计算及排序, 得到最终检索结果;

(2) 若 $n < 1/3$, 实验结果发现, 再利用 SVM 分类, 增加了运算复杂度却并没有带来检索准确率的提高, 因此直接保留此 K 幅图像作为最终的检索结果;

(3) 若 $1/3 \leq n \leq 1/2$, 那么利用事先训练好的 SVM 分类器预测出查询图像类别为 $C2$, 并在 $C2$ 类别的图像中进行相似度计算与排序, 得到最终检索结果.

该检索过程设置了 3 个判断分支, 且经过大量的对比实验, 分支判断标准选取为 $1/3, 1/2$ 这两个值, 检索的平均查准率为最高.

3 实验结果

3.1 实验数据库及检索性能评价参数

本文所有实验均在 CIIP-CSID 数据库上进行, 数据库包含生物物证、血迹、车辆、现场平面图、纹身、犯罪工具、轮胎等 15 个语义类 10082 幅图像.

利用平均查准率作为检索性能评价指标, 该指标越大表明检索结果越好, 其计算公式为:

$$P = \frac{S}{K} \quad (8)$$

其中 S 为一次查询中算法返回的结果中包含的正确相关图像的数目, K 为一次查询中算法返回的图像总数.

3.2 实验结果与分析

实验 1 基于 DCT 的纹理特征

在 CIIP-CSID 数据库上提取 SIFT 特征需要 48s/

幅, 10082 幅图像约需 134 个小时, 而提取 DCT-DCT 波纹理特征需要 0.52s/幅. 因此将图像尺寸设置为 256×256 提取 SIFT 特征、LBP 特征、分层梯度方向直方图特征 (Pyramid Histogram of Oriented Gradients, PHOG)、HSV 特征、GIST 特征与本文提出的 DCT-DCT 波纹理特征进行对比, 实验结果如图 4 所示.

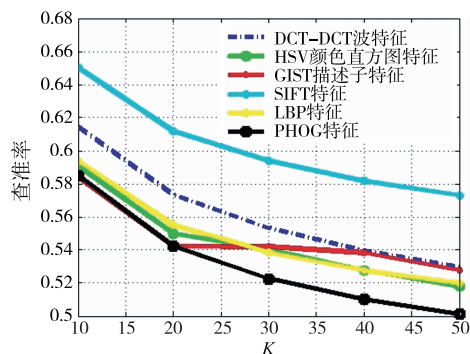


图4 不同图像特征的检索性能比较

实验结果表明本文所提出的 DCT-DCT 波纹理特征平均查准率比常用的 LBP 特征、HSV 颜色直方图特征、PHOG 特征、GIST 描述子特征有明显提高. 虽然 DCT-DCT 波纹理特征的平均查准率低于 SIFT, 但其维度比 SIFT 低, 特征提取速度也比 SIFT 特征快很多. 各特征的维度以及在长宽都为 256 尺寸的图像上提取特征所用时间如表 1 所示.

表 1 特征维度及特征提取时间对比

特征	DCT-DCT 波	HSV 颜色直方图	GIST	SIFT	LBP	PHOG
维度	44	256	512	500	1024	680
单幅时间	0.70s	0.76s	0.85s	3.62s	1.49s	0.83s

实验 2 融合特征测试

在 CIIP-CSID 数据库上比较不同融合系数对融合特征的影响以及本文所提出的“融合特征”与各单一特征包括 DCT-DCT 波纹理特征、HSV 颜色直方图、GIST 描述子在现勘图像检索中的性能, 结果如图 5 所示.

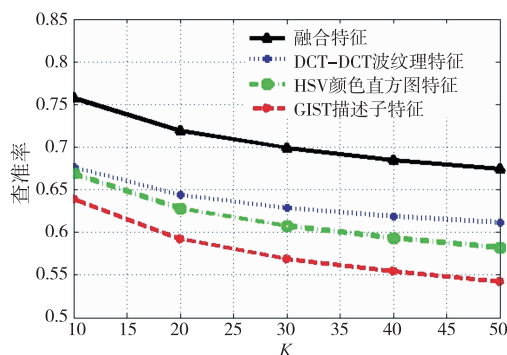


图5 融合特征与单一特征的性能比较

可以看出, 本文所提出的“融合特征”查准率比单独使用任何一种特征时的查准率都高. 比如, 当 $K = 10$

时,融合特征比 DCT-DCT 波纹理特征、HSV 颜色直方图特征、GIST 描述子特征的平均查准率分别提高 8.0%、8.9%、10.1%.

实验 3 基于检索结果优化的现勘图像检索实验

在 CIIP-CSID 数据库上,随机选择每个语义类样本数的 3/4 作为训练样本,训练 SVM 分类器,将剩余 1/4 数据作为测试样本,测试基于检索结果优化的现勘图像检索算法的检索效果,并与其它两种检索算法进行比较.此检索过程共进行 10 次,取平均值作为最终结果.如图 6 所示.

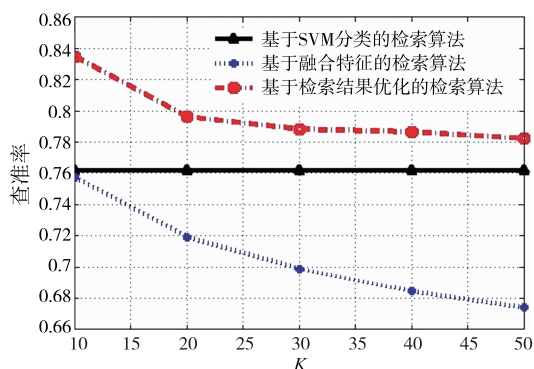


图6 三种检索算法性能比较

实验结果表明,本文提出的检索算法,平均查准率明显高于基于低层特征及基于语义特征的检索算法.这说明对于现勘图像数据库来说,有些类适用于用低层特征来进行检索,有些类适用于用高层语义特征来检索,本文的算法综合了两者的优势,提高了检索效率.

4 结论

为提高现勘图像检索效率,本文提出了一种 DCT 域纹理特征提取算法,并与 GIST 描述子及 HSV 颜色直方图融合,构成了一种适用于现勘图像检索的融合特征.并提出了基于检索结果优化的检索机制,将低层数字特征及高层语义特征结合提高了检索准确率.先基于融合特征得到初步检索结果,并根据其中各类图像所占比例的最大值分为三种不同情况进一步优化检索结果.在现勘图像数据库上的实验结果表明了本文提出的现勘图像检索算法的有效性.

参考文献

[1] 韩宁,陈巍. 基于聚类分析的串并案研究[J]. 中国人民公安大学学报(自然科学版),2012,18(1):53-58.
HAN N, CHEN W. Research on serial case based on cluster analysis[J]. Journal of Chinese People's Public Security University (Science and Technology), 2012, 18(1): 53-58. (in Chinese)

[2] 刘颖,黄源,高梓铭. 刑侦图像检索中的特征提取及相似

度量研究[J]. 西安邮电大学学报,2014,19(6):11-16.

LIU Y, HUANG Y, GAO Z. Feature extraction and similarity measure for crime scene investigation image retrieval [J]. Journal of Xi'an University of Posts and Telecommunications, 2014, 19(6): 11-16. (in Chinese)

- [3] KONG A, ZHANG D, KAMEL M. A survey of palm print recognition [J]. Pattern Recognition, 2009, 42(7): 1408-1418.
- [4] LEE J E, JIN R, JAIN A K, et al. Image retrieval in forensics: Tattoo image database application [J]. IEEE Multimedia, 2012, 19(1): 40-49.
- [5] 黎向阳,吴敏华,施智平. 基于 Gabor 变换域的积分直方图鞋印图像检索[J]. 计算机应用与软件, 2015, 32(3): 215-219.
- LI X, WU M, SHI Z. Shoeprint images retrieval based on integral histogram in gabor transform domain [J]. Computer Application and Software, 2015, 32(3): 215-219. (in Chinese)
- [6] LIU Y, LI Z. Study on texture feature extraction from forensic images with watermark [A]. IEEE 9th Conference on Industrial Electronics and Applications [C]. Piscataway, USA: IEEE, 2014. 1471-1475.
- [7] LIU Y, YAN H, LIM K P. Study on rotation-invariant texture feature extraction for tire pattern retrieval [J]. Multidimensional Systems & Signal Processing, 2017, 28(2): 757-770.
- [8] SHEN X M, ZHOU J X, XU T W. Minority costume image retrieval by fusion of color histogram and edge orientation histogram [A]. International Conference on Computer and Information Science [C]. Piscataway, USA: IEEE, 2016. 1-7.
- [9] VIBHA B, SANDEEP B P. CBIR using DCT for feature vector generation [J]. International Journal of Application or Innovation in Engineering & Management (IJAIEM), 2012, 1(2): 196-200.
- [10] 秦军,罗国明. 一种基于 DCT 域的图像快速检索技术 [J]. 计算机系统应用, 2005, 14(5): 29-31.
QIN J, LUO G. Image retrieval technique in the DCT domain [J]. Computer Systems & Applications, 2005, 14(5): 29-31. (in Chinese)
- [11] REEVES A R, KUBIK K, OSBERGER W M. Texture characterization of compressed aerial images using DCT coefficients [A]. Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering [C]. USA: SPIE Digital Library, 1997. 398-407.
- [12] LAY J A, GUAN L. Image retrieval based on energy histograms of the low frequency DCT coefficients [A]. IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal

- Processing [C]. Piscataway, USA: IEEE, 1999. 3009 – 3012.
- [13] KEKRE D H B, ATHAWALE A, SADAVARTI D. Algorithm to generate Kekre's wavelet transform from Kekre's transform [J]. International Journal of Engineering Science & Technology, 2010, 2(5) : 756 – 767.
- [14] DESAI R, SONAWANE B. Gist, hog, and dwt-based content-based image retrieval for facial images [A]. Proceedings of the International Conference on Data Engineering and Communication Technology [C]. Singapore: Springer, 2017. 297 – 307.
- [15] 肖保良. 基于 Gist 特征与 PHOG 特征融合的多类场景分类 [J]. 中北大学学报自然科学版, 2014 (6) : 690 – 694.
- XIAO B. Multiclass scene classification based on fusion of gist feature and phog feature [J]. Journal of North University of China (Natural Science Edition), 2014 (6) : 690 – 694. (in Chinese)
- [16] OLIVA B A, TORRALBA A (2001) Modeling the shape of the scene: A holistic representation of the spatial envelope [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 42(3) : 145 – 175.
- [17] OLIVA A, TORRALBA A B. Scene-centered description from spatial envelope properties [A]. Biologically Motivated Computer Vision Second International Workshop [C]. Germany: Springer International Publishing, 2002. 263 – 272.

作者简介



刘 颖 女, 1972 年 1 月生于陕西省户县, 教授, 硕士生导师. 2007 年获得澳大利亚莫纳什大学博士学位. 现为西安邮电大学电子信息现场勘验应用技术公安部重点实验室总工程师, 主要研究方向为图像分析与检索.

E-mail: ly_yolanda@sina.com



胡 丹 (通信作者) 女, 1990 年 10 月生于河南省原阳县. 2015 年进入西安邮电大学通信与信息工程学院学习, 硕士研究方向为图像检索.

E-mail: hudandan803@163.com



范九伦 男, 1964 年 11 月生于河南省温县, 教授, 博士生导师. 1998 年获西安电子科技大学博士学位, 现为西安邮电大学校长, 主要研究方向为模糊信息处理、图像处理、信息安全等.

E-mail: jiulunf@xupt.edu.cn



王富平 男, 1987 年 10 月生于陕西省兴平市. 2017 年获西安电子科技大学博士学位. 主要研究方向为模式识别和机器学习.

E-mail: wfp1608@163.com



李大湘 男, 1974 年 9 月生于湖南省麻阳苗族自治县, 副教授, 硕士生导师. 2011 年获西北大学博士学位, 主要研究方向为机器学习、计算机视觉与视频图像语义分析等.

E-mail: www_ldx@163.com