

基于 SVM 相关反馈的鞋印图像检索算法

焦扬 杨传颖 石宝

内蒙古工业大学信息工程学院 呼和浩特 010080

(jiao4149yang@163.com)

摘要 在刑侦方面,鞋印图像的信息化检索对侦破串并案件有着重要的意义。在大规模的鞋印图像库中准确检索出与现场鞋印同类的图像是现在需要解决的问题之一。在基于内容的图像检索基础上,提出一种支持向量机(Support Vector Machine, SVM)与人工反馈相结合的方式。利用 K-means 聚类算法对 SIFT(Scale Invariant Feature Transformation)提取的特征向量聚类,构建鞋印图像特征包,并进行相似度排序,得出初步检索结果。用户以此结果进行相关反馈,通过 SVM 构造相应分类器,最后根据分类结果计算图像与超平面之间的距离来度量图像的相似度排序,返回二次检索结果。实验结果表明,在不同返回结果中二次检索比初步检索的查全率平均提高了 6%。

关键词:鞋印图像检索;SIFT;K-means;支持向量机;相关反馈

中图法分类号 TP391

Relevance Feedback Method Based on SVM in Shoeprint Images Retrieval

JIAO Yang, YANG Chuan-ying and SHI Bao

School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Technology, Hohhot 010080, China

Abstract In criminal investigation, the information retrieval of shoeprint images is of great significance for the detection of parallel cases. Accurately retrieving images of the same type as on-site shoe prints in a large-scale shoeprint image library is one of the problems that need to be solved now. On the basis of content-based image retrieval, a method combining support vector machine (SVM) and manual feedback is proposed. The K-means clustering algorithm is used to cluster the feature vectors extracted by SIFT (Scale Invariant Feature Transformation), construct the shoeprint image feature package, and sort the similarity to obtain the preliminary retrieval results. The corresponding classifier finally calculates the distance between the image and the hyperplane according to the classification result to measure the similarity of the images and returns the secondary search results. Experimental results show that the recall rate of the secondary search is 6% higher than that of the preliminary search among different returned results.

Keywords Shoeprint image retrieval, SIFT, K-means, SVM, Relevance feedback

1 引言

鞋印图像是公安部的生物物证之一,其具有良好的稳定性及易提取性,可为现场侦查提供重要的线索,在破获连环犯罪中起到至关重要的作用^[1]。利用现场采集的鞋印图像与以往案件采集的鞋印图像直接比对,便于处理串并案件,提高犯罪侦查效率。当前鞋印图像数据库存在检索困难、互通困难、管理困难的局面,在数据库不一致的地区实现串并案的侦破非常困难,采用基于内容的图像检索技术与人工反馈相结合,可以有效提高公安机关侦破案件的效率。

基于内容的图像检索(Content-Based Image Retrieval, CBIR)利用在图像中提取的低层视觉特征和高级语义内容特征来描述图像内容,并通过计算图像特征的相似度来实现图像检索^[2]。近年来对低层数字特征进行了研究。如文献^[3]采用外部轮廓和内部纹理特征匹配鞋印,纹理特征通过改进的 LBP 算子识别,结果表明匹配速度快,100 幅鞋印图片识别

率为 93%。文献^[4]在 SIFT 算法的基础上,利用 RANSAC 算法精确匹配特征点,测试 120 幅局部鞋底图像,正确匹配率在 75%~100%之间。文献^[5]融合 LBP 算法与 LSH 算法实现检索,2000 幅图片经过变换共包含 60 000 幅图像,实验结果显示 Top30 的正确率为 91.6%。近年来研究者们将高层语义特征(high-level semantic feature)引入到图像检索中,如采用 K-邻近(K-Nearest Neighbor, KNN)算法^[6], SVM 算法^[7],人工神经网络(Artificial Neural Network, ANN)^[8]等方法加强人机交互,提高检索准确率。

2 鞋底痕迹花纹初步检索

本文采用 SIFT, K-means 和 BOF 算法进行初步检索,检索过程的流程图如图 1 所示。对犯罪现场提取到的鞋底痕迹花纹进行图像预处理后,采用 SIFT 算法提取图像的局部特征点,一幅鞋印图像可以看作多个局部特征点的集合。然后使用 K-means 算法和 BOF 算法构建视觉特征包,并根

据相似度匹配策略实现初步检索。

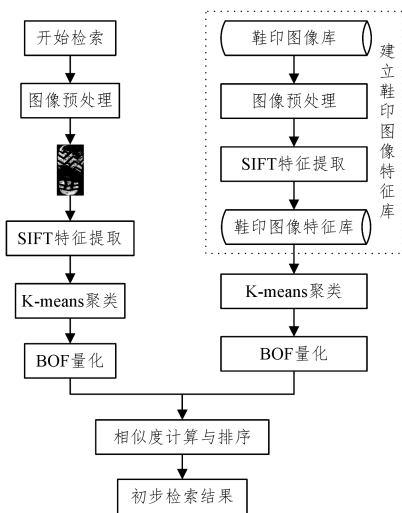


图1 鞋印图像初步检索流程图

Fig.1 Preliminary retrieval flow chart of shoeprint image

2.1 鞋印图像特征提取

尺度不变特征变换(SIFT)算法是Lowe教授^[9]于1999年提出,该算法可以从不同的尺度空间寻找特征点,并计算出特征点的方向,对图像识别具有鲁棒性。该算法流程分为如下几步:1)原始图像与高斯函数不断卷积运算,建立一个图像的尺度空间;2)寻找高斯差分算子(Difference of Gaussian, DOG)的极值点,将每一个采样点与其相邻的点作比较,共26个点(采样点8个邻域点以及上下相邻尺度对应的 9×2 个点),以确保在尺度空间和二维图像空间中都检测到极值点;3)由于DOG对噪声和边缘敏感,利用特征点周围的数据精确确定特征点的位置和尺度,去除不稳定的点;4)采用方向直方图确定关键点的主方向;5)以特征点为中心,取 16×16 的图像数据窗口,在每个 4×4 的小块上计算8个方向的梯度方向直方图,绘制每个梯度方向的累加值,形成一个种子点,如图2所示,即鞋印图像特征点的方向。最后获得 $4 \times 4 \times 8$ 的128维特征描述子。SIFT特征描述子对旋转、光照等具有良好的鲁棒性。图3为一些提取到特征点的鞋印图像。

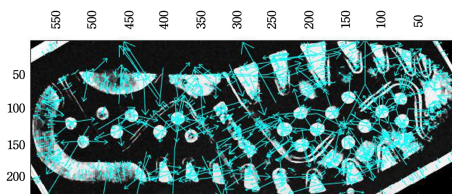


图2 鞋印图像特征点方向

Fig.2 Feature point direction of shoeprint image



图3 不同鞋底花纹SIFT特征提取

Fig.3 SIFT feature extraction of different shoeprint images

2.2 构建视觉词典

通过K-means聚类算法对鞋印图像特征库中的特征向量进行聚类,聚类中心定义为描述图像的单词,将单词组合起来构成视觉词典^[10]。其基本思想为初始 k 个聚类中心,计算特征库中 n 个特征点与聚类中心的距离并进行划分:

$$V = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n \|x_j - \mu_i\|^2 \quad (1)$$

其中,计算 x_j 与聚类中心 μ_i 的距离为 $D_{ij} = \|x_j - \mu_i\|_2^2$, V 的值决定聚类样本的相似度。给出数据集 $x_j (j=1, 2, \dots, n)$ 的K-means聚类算法基本步骤,该算法重复以下步骤确定聚类中心 μ_i 和隶属矩阵 U 。

算法1 K-means均值算法

- 步骤1 初始化聚类中心 $\mu_i (i=1, 2, \dots, k)$,在所有点中任取 k 个点。
- 步骤2 按照最小距离原则将样本分配给隶属矩阵 U 。
- 步骤3 计算目标函数,如果它小于某个确定的阈值,或相对上次目标函数的改变量小于某个阈值,则算法停止。
- 步骤4 更新聚类中心 μ_i' ,返回步骤2。

当对待检索的图片进行检索时,对其进行特征提取和描述,然后将其特征与视觉词典中的单词匹配,找到最相似的单词。使用BOF算法,通过计算局部特征出现的次数以生成直方向量,如图4所示。

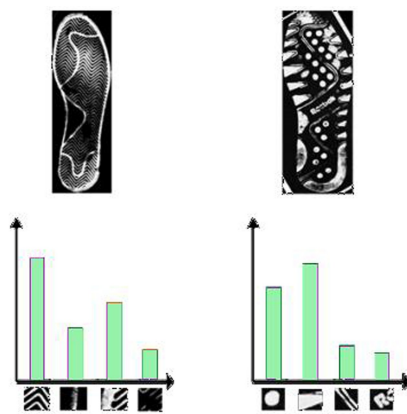


图4 直方向表示

Fig.4 Histogram representation

3 鞋底痕迹花纹二次检索

二次检索主要基于初步检索的结果,选取初步检索结果排名前2%的图像,人工反馈结果,采用支持向量机将图像分为两类,与待检索图像相同类和与待检索图像不同类,将分类后的图像根据图像与超平面之间的距离计算相似度,距离越大越相似,反之亦然,然后根据距离大小进行排序,得到检索结果即为二次检索的结果,提高了检索准确率,检索过程如图5所示。

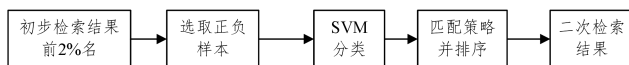


图5 鞋印图像二次检索流程图

Fig.5 Secondary retrieval flow chart of shoeprint images

3.1 SVM分类算法

因选取结果图像样本较小,所以选取SVM算法分类,该算法在小样本分类上具有一定优势^[11]。取初步检索的前 n 个图像 $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$,标记正样本 $R(r_i \in R^+, y_i = 1)$ 和负样本 $R(r_i \in R^-, y_i = -1)$,将标号的图像作为训练集,构造

分类器 $f(x)$, 即超平面, 计算与超平面的距离排序并得出结果, 算法流程如下所示。

算法2 支持向量机算法

输入: 初步检索结果前 n 个图像 $R = r_i (i=1, 2, \dots, n)$

输出: 反馈后结果 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$

令 $F = \emptyset$

标记样本 $R = r_i (i=1, 2, \dots, n)$

if r_i 是正样本

$r_i \in R^+, y_i = 1$

else

$r_i \in R^-, y_i = -1$

end if

生成训练样本 $D_i = \{(r_i, y_i) | r_i \in R, y_i \in \{\pm 1\}\} (i=1, 2, \dots, n)$

构造分类器 $f(x) = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i x + b$

反馈结果 $F = \{f_1, f_2, \dots, f_n\}$

3.2 匹配策略

如果根据 SVM 分类结果将鞋印图像简单地分为两类, 则对分类模型准确率的要求较高, 对分类精度的依赖性也较大。对于鞋印图像情况复杂的分类会产生一定的误差, 所以有必要对分类结果进一步计算排序。

下面将讲述鞋印图像在 SVM 分类基础上的匹配过程。在 SVM 分类结果中, 首先根据标签将同类图像与非同类图像分开进行处理。通过每个分类后的图像相对于划分的超平面的距离 $D(x)$ 来测量与查询图像的接近度, 同类图像的距离计算公式如式(2)所示:

$$D(T_{x_i}) = \frac{|\omega \cdot T_{x_i} + b|}{\|\omega\|} \quad (2)$$

其中, T_{x_i} 表示同类图像中第 i 幅图像的特征向量, ω 和 b 为超平面中的数据, $D(T_{x_i})$ 表示同类图像中第 i 幅图像到超平面的距离。非同类图像的距离计算公式如式(3)所示:

$$D(F_{x_j}) = \frac{|\omega \cdot F_{x_j} + b|}{\|\omega\|} \quad (3)$$

同理, 其中 F_{x_j} 表示非同类图像中第 j 幅图像的特征向量, ω 和 b 为超平面中的数据, $D(F_{x_j})$ 表示非同类图像中第 j 幅图像到超平面的距离。

然后, 将同类图像计算出的距离按升序排序, 对其所有距离进行归一化处理; 同理, 对非同类图像也作相同处理, 然后将非同类图像排序后的所有图像的序列置于同类图像之后。通过匹配策略, 不仅可以更合理地显示 SVM 分类的结果, 方便用户查看, 而且提高了 SVM 分类的效果。

4 实验及其结果分析

本文实验使用的硬件环境为 Intel Core i7-4702MQ CPU 2.20GHz, 12.0GB RAM, 软件环境为 MATLAB R2016b 编程软件。数据集由西安邮电大学图像与信息处理研究所提供。

为了测试本文提出方法的鲁棒性, 将鞋印图像库中的图像在 $0 \sim 360^\circ$ 之间每 10° 旋转一次, 共旋转 36 次, 并截取部分鞋印图像。之后对所有处理的图像同比放大或缩小 1.2, 0.8 倍, 经过处理后, 测试图像库共有 14800 张图片。图像尺寸高度均为 586 像素, 宽度由鞋印宽度决定, 分辨率为 96dpi, 位深度 8bit。图 6 为随机选取的待检索鞋印图像。



图6 随机选取的待检索图像

Fig. 6 Randomly selected images to be retrieved

图 7 是初步检索结果的前 0.1% 名, 在初步检索中使用 K-means 聚类算法, 其中 k 值的选取对图像检索的结果影响较大, 本文采取最大最小距离算法思想^[12] 选取 k 值, 对图像库进行实验对比后, 根据最大最小距离法确定 k 值, 经多次计算后范围确定在 500~700 之间, 实验结果如表 1 所列。

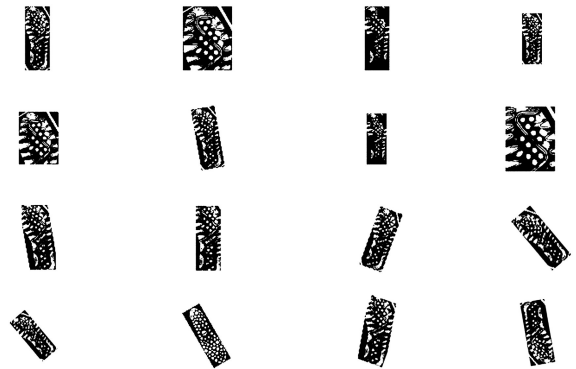


图7 排名前 0.1% 的随机测试图像

Fig. 7 Top 0.1% of random test images

表1 不同 k 值下的查全率

k	Top 0.3%	Top 0.5%	Top 1%	Top 2%
500	45.93	55.16	70.25	88.39
600	44.27	54.38	71.37	89.12
700	43.65	53.74	69.52	87.61

根据初步检索结果选取排名前 2% 的图像, 使用 SVM 分类算法人工反馈将图像分为两类, 与检索图像同类和与检索图像不同类, 根据分类结果进行匹配策略输出二次检索结果。图 8 为 SVM 部分分类结果, 其中图片上方的文字为人工标记, 图片下方的文字为分类结果。

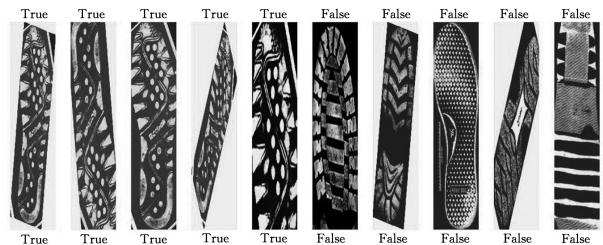


图8 SVM 分类部分样本

Fig. 8 Partial samples of SVM classification

在初步检索前 2% 名中挑选出 10 个正样本, 40 个负样本, 共 50 个样本作为训练集。性能评价指标采用图像检索领域常用的查准率 (Precision) 和查全率 (Recall)。其分类结果采用 CMC 曲线对算法进行了评价, 如图 9 所示。

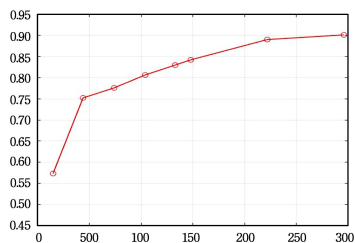


图9 二次检索结果

Fig. 9 Second retrieval results

因 SVM 分类在初步检索的基础上选择前 2% 名进行分类,其查全率不会有变化,将两次检索的查全率进行比较,在数据集中选取 60 幅不同的鞋印图像进行实验,其平均查全率如表 2 所列。

表 2 二次检索结果与初步检索结果查全率对比

Table 2 Comparison of the recall results between the secondary retrieval results and the preliminary retrieval results

Search Results	Top 0.3%	Top 0.5%	Top 1%	Top 2%
Secondary search results	50.78	62.41	79.62	89.12
Preliminary search results	44.27	54.38	71.37	89.12

由表 1 可知,二次检索结果的 Top 0.3%, Top 0.5%, Top 1% 的查全率分别比初步检索高出 6.51%, 8.03%, 8.25%。此外,为了验证 SVM 算法在本文中分类的有效性,采用 KNN 分类算法与其进行比较,二者均在初步检索结果基础上分类,平均查全率对比如表 3 所列。

表 3 KNN 与 SVM 二次检索查全率对比

Table 3 Comparison of recall results between KNN and SVM for secondary retrieval

Search Results	Top 0.3%	Top 0.5%	Top 1%	Top 2%
SVM	50.78	62.41	79.62	89.12
KNN	46.65	58.94	75.49	86.43

由表 3 可知,KNN 算法对样本容量较小的类容易产生误分现象,且计算量较大,本文二次检索采用 SVM 分类算法效果更佳。

综上实验分析,本文采用的初步检索算法对图像的旋转、缩放、不完整图像等变化具有稳定性,且二次检索算法明显提高了前 2% 名中各阶段的查全率。

结束语 本文提出了基于 SVM 的鞋底痕迹花纹检索算法,通过上述实验表明该方法对几何变换具有良好的不变性,同时通过人工反馈提高了初步检索结果的查全率。在后续的研究中,可以通过修改 SVM 算法核函数来进一步提高分类准确率。

参考文献

- [1] LIU Y, HU D, FAN J, et al. Multi-Feature Fusion for Crime Scene Investigation Image Retrieval [C] // 2017 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA). IEEE, 2017.
- [2] LIU Y, HU D, FAN J L. A Survey of Crime Scene Investigation Image Retrieval [J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(3): 761-768.
- [3] WANG H X, ZHANG Y. The overall characteristics of shoe matching algorithm [J]. Science Technology and Engineering, 2017, 17(15): 268-272.
- [4] CUI Y L, CUI Y. An approach to the partial shoeprints image matching based on SIFT and RANSAC [J]. Journal of Henan University of Engineering, 2017(1): 71-75.
- [5] LI D X, WU Q, LI N. Shoe print image retrieval based on LBP feature and LSH index [J]. Police Technology, 2016(3): 47-49.
- [6] AZAD R, AZAD B, SHAYEGH H R. Real-Time and Efficient Method for Accuracy Enhancement of Edge Based License Plate Recognition System [C] // 2013 First International Conference on computer, Information Technology and Digital Media (CIT-ADIM Proceeding-Scientific). Computer Vision and Pattern Recognition, 2014.
- [7] SUN H H. Research on Feedback Based Crime Scene Shoeprints Retrieval Algorithm [D]. Dalian Maritime University, 2014.
- [8] PRAVEEN R Joshi. Study of identification of criminals and dupe by androgenic hair patterns [J]. International Journal of Current Advanced Research, 2015, 4(10): 431-435.
- [9] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91-110.
- [10] WNAG Y. Research on Object Categorization based on Bag of Words Model [D]. Harbin Engineering University, 2012.
- [11] XIE B. An Image Retrieval Algorithm Based on SVM Correlation Feedback [J]. Information & Communications, 2018, 192(12): 15-16.
- [12] WANG F F. Research and application of the improved k-means clustering algorithm [D]. Lanzhou Jiaotong University, 2017.



JIAO Yang, born in 1995, master candidate. Her main research interests include image processing.



YANG Chuan-ying, born in 1972, master, associate professor. His main research interests include machine learning and image processing.