

基于改进 FCM 聚类算法的违禁品分类^①

陈 鹏¹, 邹 涛²

¹(武警工程大学 研究生管理大队, 西安 710086)

²(武警工程大学 信息工程系, 西安 710086)

摘要: 针对被动毫米波(PMMW)图像成像质量差, 边界模糊, 不易识别的特点, 在传统词袋模型图像分类的基础上, 提出了利用减法聚类改进 FCM 聚类算法并将其运用到词袋模型上去, 提取视觉单词, 利用局部不变量 SIFT 方法对手枪、匕首和炸药进行了粗分类. 实验结果证明, 改进的词袋模型能够准确的对违禁品进行分类, 识别率平均能达到 90% 以上, 性能优于传统的 K 均值聚类和原始的 FCM 聚类算法.

关键词: FCM 聚类算法; 词袋模型; 减法聚类; 被动毫米波图像

Contraband Classification based on Improved FCM Algorithm

CHEN Peng¹, ZOU Tao²

¹(Postgraduate Brigade, Engineering University of CAPF, Xi'An 710086, China)

²(Dept. of Information Engineering, Engineering University of CAPF, Xi'An 710086, China)

Abstract: For the disadvantage of passive millimeter wave (PMMW) image, such as poor quality, obscure boundary and difficult identification, an improved FCM clustering algorithm is proposed by the subtractive clustering based on the traditional words model. Moreover, with the visual words extracted, the pistol, knives and explosives are briefly by the method of SIFT. Finally, experimental results show that the improved algorithm can be accurately classify the contraband. Furthermore, the average recognition rate can reach more than 90%. Compared with FCM clustering algorithm and K clustering performance, the improved FCM clustering algorithm is excellent.

Key words: FCM clustering algorithm; words model; subtractive clustering; PMMW image

作为伪彩色图像的一种, 被动毫米波(PMMW)图像由于受到目标和背景材料反射特性以及掩盖物的影响, 原始的 PMMW 图像比较模糊, 目标和背景界限不清, 同时还存在大量的干扰信号, 因此不易对图像中违禁物品进行识别分类. 目前对于图像中违禁品的识别主要分两类, 一类是粗分类, 是指对手枪、炸药包和刀具等大类进行目标识别, 另一类是精分类, 是指对违禁品的具体型号的分类, 如枪支的具体型号等等. 由于目前国内的被动毫米波实时成像设备相较于国外成像清晰度较差, 而且在日常安检过程中也不必细化到违禁品的具体型号, 只是在人群中甄别出携带可疑物品的人员即可, 因此对违禁品的识别重点是粗分类的研究.

目前, 对于被动毫米波图像违禁品识别的研究可借鉴的资料比较少, 而且主要集中在利用传统方法进行识别. 陈阳侃^[1]等人综合分析了被动毫米波图像去噪增强和边缘检测技术, 为被动毫米波图像识别技术奠定了一定的基础. 严江江^[2]等人提出采用 Haar-like 特征结合 AdaBoost 算法形成级联分类器的方法实现被动毫米波目标的自动检测, 通过建立违禁品的隐马尔科夫模型进行识别, 这种方法的识别率能达到 85% 以上, 但是却只能对完整的枪支图形进行识别, 一旦出现遮挡, 将严重影响识别率.

上述分类的方法, 主要是利用全局不变量进行分类识别. 而最近几年关于分类研究表明, 局部特征的几何识别方法已成为图像分类问题研究的热点之一,

① 基金项目:陕西省自然科学基金(2014JM1009)

收稿时间:2015-04-30;收到修改稿时间:2015-06-03

利用目标的局部特征进行识别, 可以有效的减少全局特征由于图像目标和背景分割困难和局部遮挡带来的识别误差^[3]. 因此, 基于角点、目标块特征^[4], 以及 SIFT 特征点^[5]等局部不变量被广泛用于目标物体的分类. Lowe.D.G 提出的用于目标图像特征提取的 SIFT 特征, 该特征对于两幅图像存在旋转、尺度缩放、亮度变化等是不变的, 而且对视角变化、仿射变换、噪声也有一定程度的稳定性.

1 FCM 聚类

聚类分析是进行分组处理和数据划分的有效方法, 模糊聚类方法考虑样本间的相互关系, 分析他们之间的隶属度, 对类与类之间有交叉的数据集进行聚类. 常用的聚类方法有硬 K 均值聚类、模糊 K 均值聚类、山峰聚类和减法聚类等, 在模糊问题的聚类分析上, 模糊 C 均值聚类(FCM)目前已被广泛应用, 并取得良好的效果.

1.1 传统模糊 C 均值聚类

模糊 C 均值聚类(FCM)^[6]方法针对原始数据点, 对其与某个聚类的隶属程度通过模糊理论的隶属度来表示. FCM 算法首先将 n 个原始向量 $x_i(i=1, 2, \dots, n)$ 划分成 c 个模糊组, 然后对这 c 个模糊组分别计算各自的模糊中心, 从而实现非相似性指标的价值函数最小. 针对同一组数据集满足隶属度之和为 1 的条件. 即

$$\sum_{i=1}^c u_{ij} = 1, \forall j = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

FCM 的目标聚类函数为:

$$J(u_{ij}, v_i) = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^n u_{ij}^m \|x_j - v_i\|^2 \quad (m > 1) \quad (2)$$

$X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ 为样本集合, m 为指数的权重, n 为样本数, c 为聚类数, u_{ij} 为第 j 个样本属于第 i 个聚类中心的程度(即隶属度), $v = [v_1, v_2, \dots, v_c]^T$ 为聚类中心矢量.

根据条件 $\min(J_m(u, v))$ 知, 聚类中心为:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (3)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c (d_{ij} / d_{kj})^{2/(m-1)}} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (4)$$

式中 $d_{ij} = \|x_j - v_i\|$.

FCM 计算过程就是通过不断迭代确定隶属度矩阵 U 和聚 $v = [v_1, v_2, \dots, v_c]^T$ 类中心 v_i .

1.2 FCM 算法存在的弊端

FCM 聚类算法虽然分类效果较好, 效率较高, 但从其本身可以看出, FCM 聚类方法对于比较孤立的数据是很敏感的. 由公式(1)可知, 因为隶属度之和必须为 1, 所以在样本效果不理想的情况下会影响聚类结果. 另外, FCM 聚类算法对于聚类中心的赋值是随机产生的, 如果赋值不当容易造成聚类结果是局部最优解, 所以此算法对于中心点赋值依赖性很大. 第三, FCM 聚类数目是设置好的, 这样增加了主观因素的存在, 如果聚类数目设置不理想, 则容易导致聚类结果不理想. 最后, FCM 聚类算法的隶属度选择具有多样性, 这样就会造成算法运算的收敛速度. 综上所述, 需要一个新的算法来弥补 FCM 算法的不足, 能够快速有效的确定聚类中心.

1.3 基于减法聚类的 FCM 聚类算法

1.3.1 减法聚类

在数据点 $x_i(i=1, 2, \dots, n)$ 处根据聚类半径计算该点的数据潜能, r_a 为聚类半径公式为:

$$r_a = \frac{1}{2} \min_k \left\{ \max_i \|x_i - x_k\| \right\} \quad (5)$$

由于领域半径 r_a 的确定, 使得孤立数据点的影响力作用被减少. 根据各数据点的潜能的计算结果, 选取最具潜能的点作为初始聚类中心, 然后以一个大于聚类半径 r_a 的正数 r_b 进行修正计算, 根据新的半径 r_b 计算新的聚类中心, 不断重复, 直到达到满足的条件为止.

由此看见减法聚类不需要事先确定聚类中心, 而是把每一个数据点作为一个潜在的聚类中心, 直接根据样本点的密度指标的高低, 即该样本点周围样本的多少来决定聚类中心, 从而去除了孤立点对于聚类结果的影响. 另外, 在减法聚类中, 密度指标高的点会比密度指标低的点较早出现, 进而增大了其作为初始聚类中心的概率. 同时考虑了输入输出数据的相关特性, 使得聚类结果与问题的维数无关.

由此, 本文提出将模糊 C 均值聚类与减法聚类相结合的改进方案: 先根据每个数据点各维对聚类中心的影响自动设置聚类个数, 再通过减法聚类算法确定 FCM 的初始聚类中心和聚类数目, 这样可以加快 FCM 聚类算法的收敛速度, 改善聚类中心初值选取的

随机性和敏感性, 减少局部最优解的可能性.

1.3.2 改进 FCM 聚类算法计算过程

将减法聚类计算出的中心点作为改进 FCM 聚类的聚类中心, 排除了孤立点对于聚类结果的影响, 进而保证了改进 FCM 得到的聚类中心为全局的最优解.

第 1 步, 设定聚类数 c , 领域半径 r_a 、 r_b , 模糊指数权重 m , 比较参数, 以及最小误差 e 这几个聚类参数.

第 2 步, 通过减法聚类计算初始聚类中心;

第 3 步, 用式(2)和(4)计算目标函数和初始隶属度矩阵;

第 4 步, 判断是否满足条件, $\|J^{(k+1)} - J^{(k)}\| < \varepsilon$ 或达到最大迭代次数, 如果满足之一则停止运算. 否则进入第 5 步.

第 5 步, 令 $k=k+1$, 根据式(3)和式(4)计算新的聚类中心和隶属度矩阵, 返回第 4 步. 其中, 由于减法聚类的聚类中心在数据点上, 会导致计算 $u_{ij}(0)$ 时出现零除现象, 为了克服该问题, 将 $d_{ij}(0)$ 加上非常小的正数进行修正.

2 违禁品图像粗分类研究

2.1 词袋模型原理

词袋模型^[7]是将自动文档分类技术引入到图像识别中. 其主要思想就是将一副图像看成由大量的视觉单词组成, 每个视觉单词是量化后的局部特征描述子, 每个局部特征可以形成一个特征单词. 这样的一副图像可以表示成多个特征单词的组合, 每个特征单词在图像中出现的次数隐含地表明了该图像类别.

词袋模型的实现分为 4 个步骤: 特征提取, 聚类分析, 直方图构建和分类器设计. 本文中特征提取是采用基于 SIFT 特征描述子, 可将图像变换为 128 维的特征矢量的组合. 该特征矢量具有较好的光照、旋转、尺度以及仿射不变性. 聚类分析阶段, 传统的词袋模型采用 K 均值聚类对目标图像的 SIFT 特征点进行聚类, 组成 K 个视觉单词的词袋模型. 直方图构建是指由于每副图像包含若干个视觉单词, 根据每个视觉单词有多少个 SIFT 特征点, 组成视觉单词的直方图. 分类器训练, 是指将直方图归一化的特征向量作为训练 SVM 分类器的输入量, 分类器训练好后便可以测试图像的分类.

2.2 违禁品粗分类识别过程

传统的词袋模型已经成功应用在物品识别分类方

面, 但也有很多缺点, 朱旭峰等人提出将 FCM 聚类算法替代 K 均值聚类算法, 取得了较好的效果^[8], 但是却没有想到 FCM 算法的缺陷性. 因此, 本文将改进的 FCM 聚类算法运用到词袋模型中去, 结合支持向量机(SVM)最终实现基于 SIFT 局部特征的被动毫米波图像违禁品的粗分类, 其步骤如下:

(1)首先采集多个不同类型的枪支、刀具、炸药的被动毫米波图像作为分类器训练图像. 由于是依靠物品的几何外形进行识别分类, 所以需要采集具有代表目标特性的图片.

(2)由于被动毫米波图像质量不高, 因此我们采用具有二维 OTSU 阈值分割对图像进行分割, 提高图像的质量, 原始图像如图 2 所示.

(3)对图 2 图像进行 SIFT 特征提取. 我们采用稠密采样的方式代替稀疏采样法, 采样间隔设为 8 个像素, 每个 16×16 像素块使用 SIFT 描述符形成 128 维的特征向量.

(4)利用改进 FCM 聚类算法获得图像视觉单词;

(5)利用径向核函数的 SVM 对图像进行训练和分类;

其原理框图如图 1 所示:

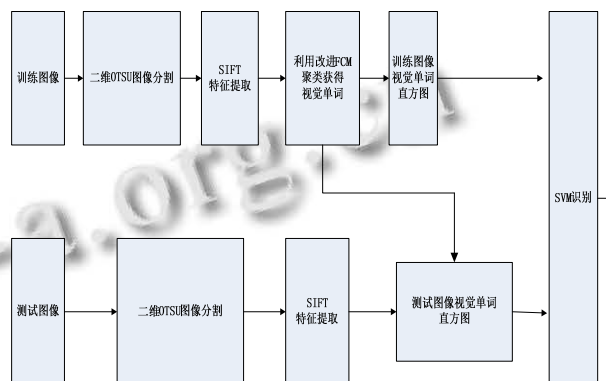


图 1 基于改进词袋模型的目标粗分类框图

3 实验仿真

3.1 图像库

仿真实验用 3 种安检目标: 手枪、匕首、炸药, 这里我们选取被动毫米波安检图像中手枪、匕首的侧视图, 炸药的俯视图. 用二维 OTSU 图像分割方法得到其灰度图像并组成图像库, 其中图像库中有 150 副图像, 手枪、刀具和炸药包图像各 50 副, 部分图像如图 2 所示.

3.2 K 值聚类、FCM 聚类和改进 FCM 聚类识别率的比较

3.2.1 不同视觉单词时算法识别率比较

利用建立的图像库,各选取三十副手枪、刀具、炸药包图像作为训练图像,其余二十副图像作为测试图像,分类利用 K 值聚类、FCM 聚类和改进 FCM 聚类算法得到不同的视觉单词,然后利用支持向量机进行训练和分类,训练完成后,从三类目标 60 幅测试图像中,随机选取 30 幅,选取 10 次,进行识别率测试,求取平均识别率.在不同的视觉单词时,对应的识别率变化曲线如图 3 所示.



图 2 被动毫米波部分违禁品分割后图像

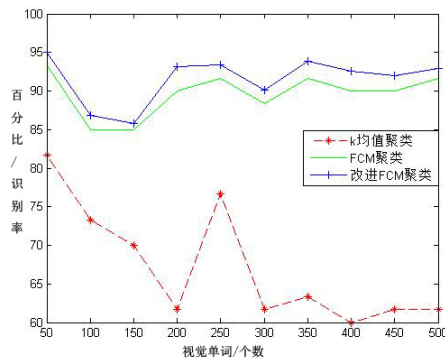


图 3 不同数量的视觉单词在两种聚类方式下的识别率

从图 3 可以看出,无论视觉单词数量多少,采用改进 FCM 聚类算法的识别方法,其识别率都要高于采用 K 值聚类、FCM 聚类的聚类方法.另外,虽然改进的 FCM 聚类算法与传统模糊 C 均值聚类算法变化趋势相似,但改进 FCM 聚类算法要明显优于传统模糊 C 均值聚类算法.与 K 均值聚类相比,改进的 FCM 聚类算法稳定性好,而原始 K 均值聚类容易受到聚类个数的影响,在部分区域变化比较剧烈,性能不稳定.

3.2.2 相同视觉单词时算法识别率比较

随机选取 5、10、15、20、25、30 副图像作为训练图像,从剩下图像中挑选二十副图像作为测试图像,在视觉单词相同条件下,测试 K 值聚类、FCM 聚类和改进 FCM 聚类对应的识别率变化曲线如图 4 所示.

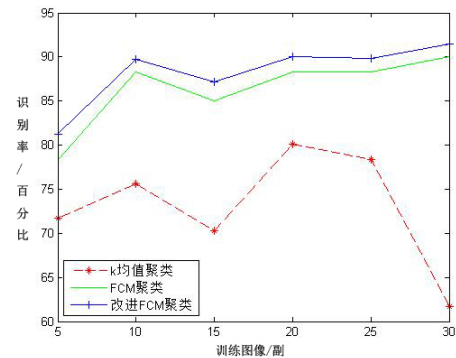


图 4 不同数量的训练图像在两种聚类方式下的识别率

从图 4 可以看出,相同视觉单词条件下,改进的 FCM 聚类方法识别率要明显高于其它两个算法,另外,随着训练图像数量的增加,改进的 FCM 聚类算法逐渐稳定,且在 90% 以上.而 K 均值聚类算法由于计算简单,受聚类个数影响较大,在训练图像增加的情况下,也会出现识别率降低的情况.

4 结论

本文针对被动毫米波图像成像质量低,边界模糊的特点,在传统词袋模型的图像分类基础上,提出了利用减法聚类改进 FCM 聚类算法并将其运用到词袋模型中去,提取视觉单词,利用局部不变量 SIFT 方法对手枪、匕首和炸药进行了粗分类.通过实验仿真证明,运用改进的 FCM 聚类算法的识别率要明显高于原始 FCM 聚类算法和 K 均值聚类算法,能够有效地实现对于被动毫米波图像违禁物品的自动识别,对于被动毫米波成像违禁品的自动识别系统的实用化具有重要意义.

参考文献

- 1 陈阳侃.毫米波图像处理与特征分析研究[学位论文].南京:南京理工大学,2010.
- 2 严江江.被动毫米波图像中人体隐匿违禁物品识别研究[学位论文].南京:南京理工大学,2013.
- 3 Wang S, Ruan DZ. SEEMINGLY similar 3D target recognition based on local wavelet-moment. Journal of

- Computer Research and Development, 2008,44(1):133-140.
- 4 Yang SP. Block feature extraction method for target detection in imaging fuze. Changsha: Central South University, 2013.
- 5 Hou XJ. Image registration approach based on SURF[Thesis]. Changsha: Central South University, 2013.
- 6 夏美娟,梁雪春.基于改进 FCM 聚类算法的 T_S 模糊神经网络水质评价方法.中国图形图像学报,2013,18(1):1-10.
- 7 吴丽娜.基于词袋模的图像分类算法研究[学位论文].北京:北京交通大学,2013.
- 8 朱旭锋,马彩文.采用改进词袋模型的空中目标自动分类.红外与激光工程,2012,41(5):1383-1387.
- 9 王超,邹涛.基于人体外部几何特征的目标甄别技术研究[学位论文].西安:武警工程大学,2011.
- 10 杨晓敏,严斌宇.一种基于词袋模型的图像分类方法.太赫兹科学与电子信息学报,2014,12(5):726-730.
- 11 王士龙,徐玉如,万磊,唐旭东.基于边界矩和改进 FCM 聚类的水下目标识别.系统工程理论与实践,2012,32(12):2809-2815.
- 12 赵春晖,齐滨.基于模糊核加权 C-均值聚类的高光谱图像分类.仪器仪表学报,2012,33(9):2016-2021.

www.c-s-a.org.cn

www.c-s-a.org.cn