

# 基于 RSA-FCM 算法的运动目标跟踪<sup>①</sup>

黄磊, 姚明海, 阮春雷

(浙江工业大学 信息工程学院, 杭州 310023)

**摘要:** 运动目标跟踪领域的研究常用颜色直方图作为统计特征, 效果良好但也具有易受光照变化影响等缺点, 运用模糊颜色直方图的跟踪方法能解决以上问题. 针对传统模糊聚类方法中的不足之处, 提出了基于 RSA-FCM 算法的运动目标跟踪算法, 即在模糊聚类过程中使用随机采样策略确定聚类初值, 同时运用自适应模糊聚类模型进行运算, 提高了跟踪的速度和精度. 实验对比表明, 本文提出的算法在运动目标跟踪准确性和实时性较传统算法都有改进.

**关键词:** 模糊聚类; 颜色直方图; 自适应; 随机采样策略; 运动目标跟踪

## Moving Object Tracking Based on RSA-FCM Algorithm

HUANG Lei, YAO Ming-Hai, RUAN Chun-Lei

(College of Information Engineering, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract:** The research on tracking moving objects commonly uses color histogram as the main statistical characteristic which has a good result but is also vulnerable to illumination changes. The fuzzy color histogram in tracking can solve the above problems. Since fuzzy clustering has some inherent disadvantages, RSA-FCM algorithm was proposed to track moving objects, which used random sampling strategy in fuzzy clustering. Meanwhile, the proposed tracking method based on the adaptive fuzzy clustering model improved tracking accuracy. The experimental comparisons show that this algorithm behaves better than traditional method both on tracking accuracy and real-time performance.

**Key words:** fuzzy clustering; color histogram; adaptive; random sampling strategy; object tracking

运动目标跟踪, 作为视频监控技术中的核心<sup>[1]</sup>, 是对运动目标的行为检测和分析等后续研究的一个重要环节, 具有重要的研究意义和实用价值. 在运动目标跟踪过程中, 颜色直方图作为目标跟踪领域中常用的统计特征, 具有对目标的平移、旋转和尺度变化保持不变的特性. Comanicu 等<sup>[2]</sup>对此提出了一种基于核的颜色概率密度分布的跟踪方法即 Mean Shift 算法, 其基本思想是以区域颜色直方图为特征, 在相邻帧内沿概率密度梯度方向快速搜索, 只需较少的迭代次数就能找到目标最佳的匹配区域. 文献[3]提出一种自适应搜索窗口的跟踪方法来适应目标的尺度变化. 但是经典的 Mean Shift 算法及其改进算法都是在基本的颜色直方图上操作, 也继承了颜色直方图固有的一些缺

陷, 比如缺乏空间信息、易受光照变化影响等. 因此, Han 等<sup>[4]</sup>运用模糊 C-均值聚类方法计算模糊颜色直方图, 对传统颜色直方图的改进降低了对光照变化的敏感, 且有效降低了直方图的维数, 减少计算量. Ju 等<sup>[5]</sup>将模糊颜色直方图运用在运动目标跟踪应用中, 其实验结果表明其跟踪效果比在传统颜色直方图上的更稳定, 但使得运算复杂度开销上有相当的牺牲, 运算周期变长, 无法有效保证实时性. 另一方面, 模糊聚类平等对待样本中每一个元素, 没有考虑到实际可能出现的野值较多的情况, 这样聚类结果对野值具有非常高的敏感性.

针对文献[4]和[5]中出现的运算实时性问题和跟踪过程对野值敏感等的问题, 本文提出了基于 RSA-FCM

<sup>①</sup> 基金项目: 国家自然科学基金(61070113)

收稿时间: 2012-07-10; 收到修改稿时间: 2012-08-12

算法的运动目标跟踪算法. 在模糊颜色直方图的处理过程中, 初步选择聚类的初值, 保证后续的聚类结果的稳定性, 同时在跟踪算法过程中对直方图的操作加入自适应参数, 构造自适应模糊聚类模型, 优化聚类过程, 体现目标内数据的相关性和目标外数据的差异性. 综合运用两种改进算法的跟踪, 提高了跟踪效果, 保证了跟踪效率.

## 1 基于RSA-FCM算法的运动目标跟踪

### 1.1 模糊 C 均值聚类方法

模糊 C 均值聚类方法<sup>[6]</sup>(Fuzzy C-Means Clustering, FCM)是指通过反复迭代调整聚类中心位置及目标函数来寻找聚类中心的方法. 设将  $n$  个样本组成的样本集合  $X$  分为  $c$  类,  $m_i$  为每个聚类的中心,  $\lambda_{ij}$  是第  $i$  个样本属于第  $j$  类的隶属度函数, 其定义见式(1).

$$\lambda_{ij} = \frac{\|x_i - m_j\|^{-\frac{2}{m-1}}}{\sum_{i=1}^c \|x_i - m_j\|^{-\frac{2}{m-1}}} \quad (1)$$

其中,  $m$  称为模糊指数, 距离测度  $\|x_i - m_j\|$  采用的是欧氏距离. 模糊隶属度  $\lambda_{ij}$  约束条件见式(2).

$$\lambda_{ij} \in [0, 1], \sum_{j=1}^c \lambda_{ij} > 0, \sum_{i=1}^n \lambda_{ij} = 1 \quad (2)$$

FCM 方法的目标函数  $J_f$  定义为式(3).

$$J_f = \sum_{j=1}^c \sum_{i=1}^n \lambda_{ij}^m \|x_i - m_j\|^2 \quad (3)$$

求解此类目标函数的最优值, 往往交替进行迭代过程, 除了涉及到(1)式代表的模糊隶属度函数之外, 还有聚类中心的值, 该迭代更新式见式(4).

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^c \lambda_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^c \lambda_{ij}^m} \quad (4)$$

关于模糊指数  $m$  的取值范围, Pal 等<sup>[7]</sup>进行了深入研究, 认为  $m$  合理取值范围是 1.5~2.5, 通常取为 2.

由于 FCM 算法采用的是归一化概率型约束条件, 则在样本集不理想, 如在样本集中存在某个远离各聚类中心的野值样本时, 计算得出的模糊隶属度并不总是符合模糊隶属度原本应具有的直观概念, 即隶属度越大, 属于相应的类的概率越大, 此时可能导致结果不好. 另一方面, FCM 算法具有两个需要解决的基本

的问题, 首先就是初始聚类数目及初始聚类中心的选择, 其次就是由算法梯度下降法的本质导致的局部最优解而非全局最优解的问题.

### 1.2 RSA-FCM 算法

针对模糊聚类算法对野值以及聚类参数初始值的敏感性, 本文提出了 RSA-FCM 算法(random-sampling adaptive fuzzy c-means algorithm, 随机采样自适应模糊聚类算法), 以降低聚类结果对数据集野值和聚类参数初值的敏感度.

首先, 本文运用随机采样策略对聚类初始值的选择作初步的筛选. 通过随机采样获得全体数据集的子集, 并用以估计全体数据集的聚类中心, 然后使用这些估计的聚类中心进行后续运算, 减少迭代次数. 经过随机采样策略的处理, 可以一定程度上减少聚类初始值选择时的盲目性, 本策略过程的“轻量”性也没有给算法的整体复杂度添加太大的负担<sup>[8]</sup>.

其次, 本文算法运用了改进的自适应模糊聚类模型. 传统模糊聚类没有考虑到各数据间的关联性, 一视同仁地处理正常数据和异常的野值数据易导致各种问题, 尤其是对野值的敏感性大大增加. 数据集里的数据本质上互异但具有内在联系的, 类内相似而类间不同, 为聚类模型中引入自适应度向量以及作用于该向量的自适应指数, 达到优化的聚类过程, 将数据间的差异性和相关性体现在数据模型中. 而通过数据实验说明<sup>[9]</sup>, 运用自适应模糊聚类模型, 引入数据间的关联系数作为约束条件, 能获得高质量的结果, 大大降低了聚类结果对野值的敏感度.

运用自适应模型需要适当调整相关迭代函数的更新式. 因为在新模型中, 模糊隶属度的概念没有变化, 隶属度函数保持不变, 仍同式(1), 但由于在改进模型中添加了自适应系数, 目标函数已更改为式(5), 优化后的约束条件为式(6).

$$J_{af} = \sum_{j=1}^n w_j^p \sum_{i=1}^c \lambda_{ij}^m \|x_i - m_j\|^2 \quad (5)$$

$$\lambda_{ij} \in [0, 1], \sum_{j=1}^n \lambda_{ij} > 0, \sum_{i=1}^c \lambda_{ij} = 1, \prod_{j=1}^n w_j = 1 \quad (6)$$

(5)式中的  $w_j$  是新引进的的自适应度, 反映了数据  $x_j$  对目标函数  $J$  的影响程度, 自适应指数  $p$  用来调节自适应向量的取值. 对应的自适应度的更新等式为式(7).

$$w_j = \left[ \frac{\left[ \prod_{j=1}^n \left( \sum_{i=1}^c \lambda_{ij}^m \|x_i - m_j\|^2 \right) \right]^{\frac{1}{n}}}{\sum_{i=1}^c \lambda_{ij}^m \|x_i - m_j\|^2} \right]^{\frac{1}{p}} \quad (7)$$

同理, 聚类中心值的迭代更新式修改为式(8):

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n w_j \lambda_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n w_j \lambda_{ij}^m} \quad (8)$$

### 1.3 运动目标跟踪

通过上述公式的迭代过程, 可以得到原始图像的模糊隶属度矩阵  $\Lambda_{m \times n} = [\lambda_{ij}]_{m \times n}$ , 并可由此直接得到需求取目标的模糊颜色直方图, 即

$$F_{m \times 1} = \Lambda_{m \times n} H_{n \times 1} \quad (9)$$

其中,  $F_{m \times 1}$  为目标的模糊颜色直方图,  $H_{m \times 1}$  为传统颜色直方图.

设给定目标区域定义为  $\{x_i^*\}_{i=1, \dots, s}$ , 利用(9)式计算模糊颜色直方图中的目标模型<sup>[10]</sup>:

$$\begin{cases} \hat{q} = \{\hat{q}_u\}_{u=1, \dots, m} \\ \hat{q}_u = C_q \sum_{v=1}^n \sum_{i=1}^s \lambda_{iv} k(\|x_i^* - v\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \end{cases} \quad (10)$$

其中,  $\hat{q}$  为目标模型,  $b(x_i^*)$  表示像素  $x_i^*$  对应的直方图区间,  $k(x)$  是各向同性的核函数,  $\lambda_{uv}$  为对应的模糊隶属度,  $c_p$  为归一化系数.

类似的, 中心位置为  $y$  的候选目标模型区域的定义为  $\{x_i\}_{i=1, \dots, n}$ , 可以由下式求得:

$$\begin{cases} \hat{p}(y) = \{\hat{p}_u(y)\}_{u=1, \dots, m} \\ \hat{p}_u(y) = C_p \sum_{v=1}^n \sum_{i=1}^s \lambda_{iv} k(\|\frac{y - x_i}{h}\|^2) \delta[b(x_i^*) - u] \end{cases} \quad (11)$$

其中,  $\hat{q}(y)$  是候选目标模型,  $\hat{p}_u(y)$  是候选模型第  $u$  个区间的值,  $h$  为函数带宽,  $c_h$  是相应的归一化系数.

引入 Bhattacharyya 系数测量目标模型和候选模型的相似性. 设前一帧目标的中心位于  $y_0$ , 对  $\hat{p}_u(y_0)$  进行泰勒展开, 可以得到 Bhattacharyya 系数表达式的线性估计, 对  $y$  求偏导数并令其为零, 可以得到如下相应的公式, 即:

$$y_1 = \frac{\sum_{i=1}^s x_i w_i g(\|(y_0 - x_i) / h\|^2)}{\sum_{i=1}^s w_i g(\|(y_0 - x_i) / h\|^2)} \quad (12)$$

其中,

$$w_i = \sum_{v=1}^n \sum_{u=1}^m \lambda_{uv} \sqrt{\frac{\hat{q}_u}{\hat{p}_u(y_0)}} \delta[b(x_i) - u] \quad (13)$$

令  $y_0=y_1$ , 用式(13)进行迭代计算, 直到  $\|y_1 - y_0\|$  小于设定阈值或达到最大迭代次数, 此时就在新的一帧中找到和目标模型最相似的区域, 从而达到跟踪的目的.

### 1.4 算法的流程步骤

基于 RSA-FCM 算法的运动目标跟踪过程主要包括为 RSA-FCM 算法和目标跟踪两个部分, 算法具体流程如下:

Step1. 由图 1 所示随机采样策略处理原始数据.

Step2. 根据式(10)计算在模糊颜色直方图中的目标模型  $\hat{q}$ .

Step3. 以前一帧目标中心为候选, 据式(11)计算候选目标模型  $\hat{p}$ .

Step4. 据式(13)计算候选目标模型中像素  $x_i$  的权重  $w_i$ .

Step5. 据式(12)更新候选目标模型中心位置为  $y_1$ .

Step6. 计算  $\|y_1 - y_0\|$ , 如果值小于设定阈值或达到最大迭代次数, 停止迭代; 否则; 令  $y_0=y_1$ , 返回 Step3.

Step7. 更新目标跟踪结果.

## 2 实验与讨论

为了验证本文提出的 RSA-FCM 算法在运动目标跟踪中的可行性, 将其与传统的 Mean Shift 算法和基于模糊聚类直方图的 Mean Shift 算法进行比较. 实验以行人跟踪为例, 选取的行人图像序列为实验用标准行人图像序列<sup>[11]</sup>. 实验在 Visual C++ 环境中进行, 结合 OpenCV 库函数完成编程工作, 并在主频为 2.0GHz、内存为 2GB 的笔记本上测试通过.

实验采用的行人图像序列采集环境为车站候车大厅, 共 300 帧图像, 尺寸为 720 像素  $\times$  576 像素. 图像

序列中的一位女士成为本文实验的运动跟踪对象, 分别在第 10-25 帧和第 46-72 帧发生了遮挡现象, 并从 200 帧开始到结束止光照条件发生变化. 本文采取的实验将比较经典 Mean Shift 算法、基于模糊聚类的 Mean Shift 算法和本文提出的跟踪算法之间的实验效果. 表 1 给出了三种算法之间平均跟踪误差和跟踪时间的比较. 图 1 则给出了本文所提出的一些典型跟踪结果, 其中(a)~(f)依次为第 5、18、40、60、73、236

帧图像.

表 1 平均跟踪误差和跟踪时间比较

算法	x 误差 /pixels	y 误差 /pixels	每帧跟踪时间 /ms
经典算法	8.2	10.1	8.5
FCM 算法	7.5	9.6	10.4
本文算法	6.7	8.8	9.3

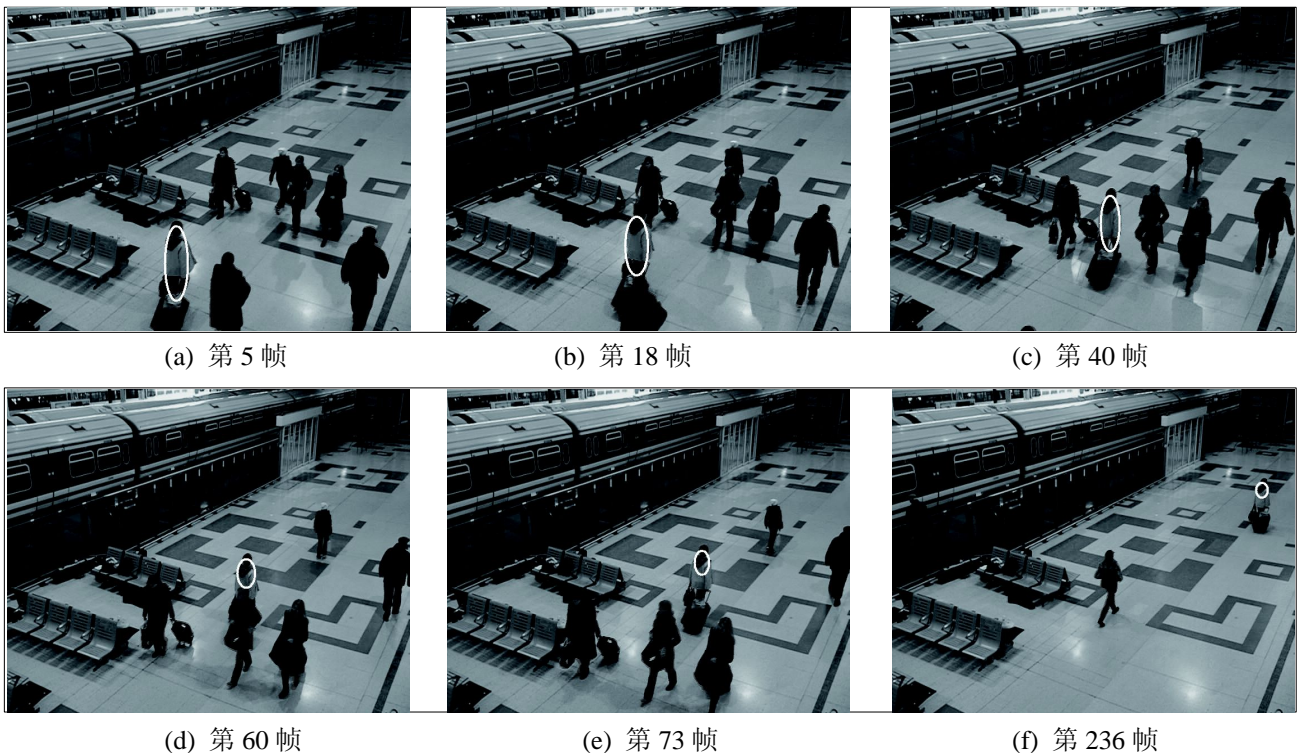


图 1 改进算法在行人序列中的跟踪结果

实验结果表明, 本文提出的跟踪方法的跟踪误差在三种方法中最小, 当发生遮挡情况时, 三种算法的跟踪误差都有变大, 但仍然都能完成跟踪. 在光照条件发生变化时, 基于模糊聚类的 Mean Shift 算法和本文提出的算法都表现出更好的跟踪效果, 这与本文提出的算法是在模糊聚类的基础上发展而来有关. 再者, 本文提出的跟踪算法的跟踪时间较基于模糊聚类的 Mean Shift 算法短, 但仍多于经典的 Mean Shift 算法. 由以上可知, 本文提出的改进跟踪算法取得不错的效果, 减少了跟踪误差和跟踪时间, 实验结果表明本方法的有效性.

### 3 结语

本文提出了一种基于 RSA-FCM 算法的运动目标跟踪方法. 在传统的 Mean Shift 跟踪方法的基础上加入模糊聚类直图的应用; 针对模糊聚类初值设定的随意性和对野值的敏感性, 提出了一种新的 RSA-FCM 算法并推导出相应的聚类计算更新等式组; 最后将新的聚类结果应用于优化后的 Mean Shift 算法中. 实验结果表明改进算法具有更好的跟踪性能, 证明了该方法应用于运动目标跟踪时的可行性与先进性. 在复杂环境条件下, 变化的多样性将导致目标颜色的变化, 需要进一步研究更新模糊直图来保证跟踪效率.

(下转第 95 页)

