

DOI:10.3969/j.issn.1673-4785.201401002  
网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20150302.1106.010.html>

# 基于轨迹聚类的超市顾客运动跟踪

王熙<sup>1</sup>, 吴为<sup>2</sup>, 钱云涛<sup>1</sup>

(1. 浙江大学 计算机科学与技术学院, 浙江 杭州 310027; 2. 浙江省网络系统及信息安全重点实验室, 浙江 杭州 310006)

**摘 要:**针对超市等复杂应用环境下的运动目标轨迹跟踪问题,将轨迹聚类运用于目标跟踪中,提出了一种超市顾客运动跟踪方法。该方法对 Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) 算法提取并跟踪得到的特征点轨迹进行预处理,滤除背景和短时特征点以分离出运动目标所在区域的关键特征点;进而采用均值漂移 (meanshift) 算法进行轨迹聚类,解决了单帧静态特征点聚类时的目标遮挡问题;最后采用运动跟踪匹配算法对前后帧的特征点进行最优匹配,解决了目标出入视频区域以及具有复杂路线时的稳定跟踪问题,得到顾客的完整运动轨迹。实验结果表明,该方法能够在超市入口、生鲜区以及收银台等各种典型超市区域中完成顾客轨迹的运动跟踪,并对顾客部分遮挡、复杂运动轨迹以及异步运动等多种特殊情况具有较高的鲁棒性。

**关键词:**目标跟踪;特征匹配;轨迹聚类;运动分析

**中图分类号:**TP391.4   **文献标志码:**A   **文章编号:**1673-4785(2015)02-0187-06

中文引用格式:王熙,吴为,钱云涛. 基于轨迹聚类的超市顾客运动跟踪[J]. 智能系统学报, 2015, 10(2): 187-192.

英文引用格式:WANG Xi, WU Wei, QIAN Yuntao. Trajectory clustering based customer movement tracking in a supermarket[J]. CAAI Transactions on Intelligent Systems, 2015, 10(2): 187-192.

## Trajectory clustering based customer movement tracking in a supermarket

WANG Xi<sup>1</sup>, WU Wei<sup>2</sup>, QIAN Yuntao<sup>1</sup>

(1. College of Computer Science, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. Zhejiang Key Laboratory of Network Technology and Information Security, Hangzhou 310006, China)

**Abstract:**Tracking the moving targets in complex scenarios such as supermarkets can be a challenging task. This paper proposes a method to track moving customers in a supermarket by clustering the trajectories of the targets. In this method, all the background and short-time feature points are removed in the preprocessing step in order to refine the feature points, which were detected and tracked by the Kanade-Lucas-Tomasi (KLT) algorithm. The occlusion problem of single frame static feature point clustering is solved by applying the mean shift algorithm to the trajectories of moving objects. Finally, the full trajectories of moving customers are generated by the matching algorithm of movement tracking. The algorithm tackles the stable tracking problem by optimally matching the feature point clusters between successive frames when the target goes across the boundary of the video region or has a complex trajectory. Experimental results showed that the proposed method can successfully track the trajectories of customers in various typical regions of the supermarket such as entrance, fresh area and checkout stand. This method is robust under partial occlusion, complex trajectory and asynchronous moving.

**Keywords:**object tracking; feature matching; trajectory clustering; feature point refining

收稿日期:2014-01-13. 网络出版日期:2015-03-02.

基金项目:国家科技支撑计划资助项目(2011BAD24B03)浙江省网络系统及信息安全重点实验室开放基金资助项目(2013002).

通信作者:钱云涛. E-mail: yqtqian@zju.edu.cn.

在计算机视觉领域的各种研究和应用中,目标跟踪一直是一项重要而又兼具挑战性的技术。目标跟踪的主要任务在于对视频流中的运动信息进行分析

和处理,从而提取出目标物体的运动轨迹。超市作为目标跟踪的典型应用场景,其目标跟踪的主要任务集中在对顾客的运动轨迹进行提取。超市作为供应链系统的终端,顾客的运动跟踪为超市拥塞控制、商品布局、购物推荐、自动预警等应用提供了数据基石,因而具有很高的应用价值和广阔的应用前景。

当前目标跟踪的主要方法分为点跟踪、轮廓跟踪与核跟踪 3 类<sup>[1]</sup>。基于点跟踪的方法,如卡尔曼滤波<sup>[2-3]</sup>、最优分配滤波跟踪<sup>[4]</sup>等,目标在视频帧中采用点表示,通过前一帧中物体的位置、运动等状态将后一帧中的点与前一帧中的点关联起来。但基于点跟踪的方法需要在每一帧中检测出被跟踪的目标,不适合用于超市这种存在较多遮挡的应用场景中。基于轮廓跟踪的方法利用目标区域内的信息,通过轮廓演化<sup>[5]</sup>或形状匹配<sup>[6]</sup>进行跟踪。这种方法需要获取目标的轮廓信息,因而在超市这种顾客姿态各异的场景中应用受限。基于核跟踪的方法,如 meanshift<sup>[7-9]</sup>、KLT<sup>[10-12]</sup>等,通过计算核在连续帧之间平移、旋转、仿射等运动进行目标的跟踪。基于核跟踪的方法通常对目标的运动方式和所处环境有一定约束,例如 KLT 算法要求视频流中光照强度几乎不变,且特征点在连续 2 帧之间的运动为微小运动。

综合以上方法的优点和不足之处,考虑到本文所述场景中超市室内光照条件能够保持基本稳定且顾客运动轨迹在相邻 2 帧之间无突变,本文采用 KLT 算法进行特征点提取和跟踪,得到一系列特征点的运动轨迹。通过特征点预处理过程对背景和短时特征点轨迹进行滤除,从而分离出视频每一帧中运动目标所在区域的关键特征点。进一步,利用当前帧中的特征点在前后帧窗口内的信息,采用 meanshift 算法对当前帧中的特征点所对应的轨迹进行聚类,聚为同一类的轨迹在当前帧中的特征点对应属于同一类,从而解决了仅使用单帧静态特征点聚类时多个目标之间的遮挡问题<sup>[13]</sup>。最终,在视频每一帧中查找当前帧的所有特征点类在前一帧中相似度最高的匹配类,得到目标在连续视频帧中的运动轨迹。通过上述运动匹配算法,解决了运动目标出入视频区域以及具有复杂运动轨迹时的稳定跟踪问题。

## 1 特征点轨迹提取及预处理

### 1.1 特征点轨迹提取

本文采用 KLT 算法进行特征点提取及跟踪, KLT 算法是一种经典的基于特征的跟踪算法,该算法选择图像特征窗口内梯度矩阵特征值较大的点作为特征点,并利用基于最优估计的匹配算法实现特

征点在连续帧之间的匹配,从而得到特征点轨迹<sup>[12, 14-16]</sup>。具体来说, KLT 算法假定在特征窗口  $W$  内  $t$  时刻的图像帧表示为  $I(x, y, t)$ ,  $t + \tau$  时刻的图像帧表示为  $I(x, y, t + \tau)$ , 从  $t$  时刻到  $t + \tau$  时刻的位置关系满足式(1):

$$I(x, y, t + \tau) = I(x - \Delta x, y - \Delta y) \quad (1)$$

定义  $d = (\Delta x, \Delta y)$  为点  $X(x, y)$  的偏移量。KLT 匹配的过程即为寻找  $d$  使得式(2)中  $\varepsilon$  达到最小值。

$$\varepsilon = \iint_W [J(X + d) - I(X)]^2 \omega(X) dX \quad (2)$$

式中:  $I$ 、 $J$  表示 2 帧图像,  $W$  为特征窗口,  $\omega(X)$  为加权函数。

### 1.2 特征点轨迹预处理

由于 KLT 算法中提取出特征点是基于图像特征窗口内梯度矩阵的特征值,即选取纹理模式稳定且明显的点作为特征点。然而,在实际视频帧中,这样的点不仅分布在移动的目标上,也大量存在于背景中,因此需要将背景特征点及对应轨迹进行滤除。另一方面, KLT 算法跟踪出的特征点轨迹中存在跟踪不稳定的情况,即一部分特征点在被跟踪较短的时间之后丢失。此时,除了补充新的特征点以保证特征点总数稳定之外,应当在跟踪结果中将这部分短暂的轨迹进行滤除。

#### 1.2.1 滤除背景特征点

背景特征点相对于运动目标上的特征点,其表现为在特征点轨迹中,其坐标长时间保持恒定。定义特征点 FP 在第  $t$  帧的坐标为  $FP_t = (x, y)$ , 则背景特征点满足式(3):

$$\exists L \in (s, +\infty), i > 0,$$

$$\forall j \in [i, i + L - 1], d(FP_i, FP_{i+1}) = 0 \quad (3)$$

式中:  $L$  为轨迹连续静止帧数,  $d(FP_i, FP_{i+1})$  表示特征点 FP 在第  $i$  帧与第  $i + 1$  帧之间移动的距离,  $s$  表示特征点最大连续静止帧数。滤除背景特征点的过程即为在 KLT 特征点的跟踪结果中遍历每一条特征点轨迹,若满足式(3),则将该轨迹标记为无效轨迹。滤除背景特征点的流程如算法 1 所示。

#### 算法 1 滤除背景特征点

输入 轨迹集合 trajSet 最大连续静止帧数  $s$ ;

输出 轨迹集合 trajSet。

- 1) for all traj in trajSet
- 2) 按照式(3)计算轨迹连续静止长度  $L$
- 3) if  $L > s$
- 4) trajSet  $\leftarrow$  trajSet - {traj}
- 5) end if
- 6) end for

1.2.2 滤除短时特征点

短时特征点相对于被稳定跟踪的特征点,其表现为连续运动帧数过短。由于在超市不同位置的具体场景以及摄像机角度、焦距等不尽相同,故不能直接参照滤除背景特征点中的方法为特征点的连续运动帧数取固定的阈值,而应当根据当前视频中轨迹长度的分布情况选取更为合理的阈值。

定义  $L_i$  为 KLT 跟踪结果中第  $i$  条轨迹的长度,则最小连续运动帧数  $m$  如式(4)所示,其中  $\lambda$  为权重系数。

$$m = \lambda \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n L_i \quad (4)$$

短时特征点即为满足式(5)的特征点,

$$\exists L \in (0, m), i > 0,$$

$$\forall j \in [i, i + L - 1], d(\text{FP}_i, \text{FP}_{i+1}) \in [0, \varphi] \quad (5)$$

式中:  $L$  为轨迹长度,  $d(\text{FP}_i, \text{FP}_{i+1})$  表示特征点  $\text{FP}$  在第  $i$  帧与第  $i + 1$  帧之间移动的距离,  $\varphi$  表示特征点在连续 2 帧之间最多移动的距离,若连续 2 帧之间移动距离超过  $\varphi$ ,则认为是一条新的轨迹。滤除短时特征点的算法与滤除背景特征点算法类似,在此不再复述。

2 轨迹聚类

在特征点轨迹提取和预处理的基础之上,本文采用轨迹聚类的方法在每一帧中检测出运动目标<sup>[13, 15, 17]</sup>。考虑到视频每一帧  $F_i$  中的特征点在时间窗口内的信息,采用 meanshift 算法对当前帧的轨迹集合  $\text{TS}_i$  进行聚类,被聚为同一类的轨迹代表了轨迹上的特征点在当前帧  $F_i$  及其窗口内的空间位置均具有较高的相似性,对应地将同类轨迹在当前帧  $F_i$  时的特征点归为同一类目标,从而在每一帧中完成了特征点的聚类。限定 meanshift 聚类时的窗口大小为  $w$ ,即对于每一帧  $F_i$  只考虑经过该帧的轨迹在  $[F_{i-w}, F_{i+w}]$  内的部分,采用 meanshift 进行轨迹聚类的迭代过程如式(6)所示:

$$\tilde{T}_k = \frac{\sum k(T_i, T_k) T_i}{\sum k(T_i, T_k)} \quad (6)$$

式中:  $\tilde{T}_k$  表示每步迭代产生的新的轨迹聚类中心,  $T_k$  表示当前轨迹聚类中心,  $k(T_i, T_k)$  表示每条带宽范围内的轨迹与当前轨迹聚类中心的相关系数,由式(7)决定。

$$k(T_i, T_k) = \exp\left(-\frac{D_x^2(T_i, T_k)}{2b_x^2} - \frac{D_y^2(T_i, T_k)}{2b_y^2}\right) \quad (7)$$

式中:  $b_x$ 、 $b_y$  分别代表  $x$ 、 $y$  方向上的带宽,  $D_x^2(T_i, T_k)$ 、 $D_y^2(T_i, T_k)$  分别表示  $T_i$  与  $T_k$  在  $x$  和  $y$  方向上的均方误差。采用 meanshift 进行轨迹聚类的流程如算法 2 所示:

算法 2 meanshift 轨迹聚类

输入 轨迹集合 trajSetIn 收敛阈值  $e$ ,  $X$  方向带宽  $b_x$ ,  $Y$  方向带宽  $b_y$ ;

输出 轨迹集合 trajSetOut。

- 1) while  $|\text{trajSetIn}| \neq 0$
- 2) 从 trajSetIn 中随机选择一条未被聚类的轨迹 kTraj 作为聚类中心轨迹的初值
- 3) while true
- 4) lastKTraj  $\leftarrow$  kTraj
- 5) 取  $X$ 、 $Y$  方向的带宽分别为  $b_x$ 、 $b_y$ ,按式(6)计算本次迭代的聚类中心轨迹 kTraj
- 6) 计算 kTraj 与 lastKTraj 在  $X$ 、 $Y$  方向上的平均距离  $\Delta x$ 、 $\Delta y$
- 7) if  $\Delta x < e$  and  $\Delta y < e$
- 8) 在  $X$ 、 $Y$  方向上离 kTraj 距离小于  $b_x$ 、 $b_y$  的轨迹集合 trajCluster 标记为新的类
- 9) trajSetIn  $\leftarrow$  trajSetIn - trajCluster
- 10) trajSetOut  $\leftarrow$  trajSetOut  $\cup$  trajCluster
- 11) break
- 12) end if
- 13) end while
- 14) end while

3 目标运动跟踪

采用 meanshift 进行轨迹聚类在每一帧解决了特征点的稳定聚类问题,而目标的运动跟踪则需要相邻 2 帧对聚类结果进行匹配,即对于当前帧中的每一类找出上一帧中的匹配类。定义  $\text{CC}$ 、 $\text{LC}$  分别表示当前帧和上一帧特征点聚类结果,  $f(\text{CC}_i, \text{LC}_j)$  代表当前帧聚类结果中第  $i$  类与上一帧聚类结果中第  $j$  类之间的相似度,则对于当前帧中的每一类  $\text{CC}_i$ ,上述匹配问题在于寻找  $k$  使得  $f(\text{CC}_i, \text{LC}_k)$  取得最大值,为了保证匹配结果的置信度,限定最大相似度不小于  $f_{\min}$ 。相似度、 $k$  与  $f_{\min}$  的定义分别如式(8)~(10)所示,其中  $\alpha$  为最小公共系数。

$$f(\text{CC}_i, \text{LC}_j) = |\text{CC}_i \cap \text{LC}_j| \quad (8)$$

$$k: \forall \text{LC}_j \in \text{LC}, f(\text{CC}_i, \text{LC}_k) \geq f(\text{CC}_i, \text{LC}_j) \quad (9)$$

$$f_{\min} = \alpha |\text{CC}_i| \quad (10)$$

在目标的运动跟踪过程中,特别是在多个目标从相近位置分开以及目标从视频画面中出现和离开阶段,会出现当前帧的多个类匹配到前一帧的同一类的



情况。针对这种情况,对于前一帧中的每一类,运动跟踪算法在当前帧中选择与之相似度最高的类进行最优匹配,同时解除其他非最优匹配类与前一帧中该类的匹配关系。定义  $M(CC_i)$  表示在前一帧中与当前帧第  $i$  类所匹配的类,  $M(LC_j)$  表示在当前帧中与前一帧第  $j$  类所匹配的类,则上述寻找最优匹配类的过程可用式 (11) 所描述,满足式 (11) 的  $M(LC_j)$  即为在当前帧中与前一帧第  $j$  类的最优匹配类。

$$\begin{aligned} \forall CC_i, M(CC_i) &= LC_j, \\ f(M(LC_j), LC_j) &\geq f(CC_i, LC_j) \end{aligned} \quad (11)$$

由于在视频流中的出现新的目标时会使最大相似度为 0,同时上述最优匹配的过程中当前帧内非最优匹配的类没有完成匹配。在这种情况下,运动跟踪匹配算法将该特征点类标记为独立类。至此,当前帧中的所有类完成了与前一帧的匹配过程,将该匹配算法连续运用到每一帧中即可实现完整的目标运动跟踪。运动跟踪匹配算法的整体结构如算法 3。

#### 算法 3 运动跟踪匹配算法

符号:  $N = \{N_1, N_2, \dots, N_n\}$ ,

$N_i$ : 特征点类  $i$  中被匹配的特征点个数。

输入 上一帧特征点类集合 lastSet, 当前帧特征点类集合 currentSet, 最小公共系数  $\alpha$ ;

输出 当前帧聚类集合 currentSet。

- 1) 初始化  $N_i$  为 0
- 2) for all CC in currentSet
- 3) for all LC in lastSet
- 4)  $n \leftarrow |CC \cap LC|$
- 5) if  $n > \alpha |CC|$  and  $n > N_{LC}$
- 6) 更新特征点类 LC 的匹配类为 CC
- 7) end if
- 8) end for
- 9) end for
- 10) for all CC in currentSet
- 11) if  $N_{CC} = 0$
- 12) 将特征点类 CC 标记为独立类
- 13) end if
- 14) end for

## 4 实验结果与分析

实验选取物美超市内的实际监控视频作为数据集以验证上述算法的有效性,该数据集涵盖超市入口、生鲜区域、收银台等 3 种典型场景,视频分辨率为 352 像素×288 像素。

KLT 特征点提取的结果如图 1 所示,视频中每帧提取的特征点个数为 2 000,任意 2 个特征点之间

的最小距离为 5 像素。从图 1 中可以看出,特征点不仅分布在运动的顾客身上,也广泛的分布于纹理特征较为明显的背景之中。



图 1 KLT 特征点提取

Fig.1 Detecting KLT feature points

经轨迹预处理之后的特征点分布情况如图 2 所示,其中滤除背景点算法中最大连续静止帧数  $s$  取 5 帧,滤除短时点算法中权重系数  $\lambda$  取 0.3,特征点在连续 2 帧间最大移动距离  $\varphi$  取 5 像素。从图 2 可以看出,经过预处理,在 KLT 特征点提取阶段出现的背景特征点与短时特征点被很好的滤除,视频帧中特征点集中在运动目标身上,为下一步 meanshift 轨迹聚类提供了有效、稳定的运动轨迹。



图 2 特征点轨迹预处理

Fig.2 Preprocessing trajectories of feature points

采用 meanshift 进行轨迹聚类的结果如图 3 所示,其中  $X$  方向带宽  $b_x$  取 25 像素,  $Y$  方向带宽  $b_y$  取 60 像素,窗口大小  $w$  取 20 帧,收敛阈值  $e$  取 1 像素。对比图 2 与图 3 可以看出,当前帧中的特征点被聚为 2 类,轨迹聚类利用当前帧特征点在前后时间窗口内的信息很好地解决了目标存在部分遮挡的问题。



图 3 meanshift 轨迹聚类

Fig.3 Trajectory clustering by meanshift

图 4~7 展示了目标运动跟踪部分的最终实验

结果,其中最小公共系数  $\alpha$  取 0.33。从图中可以看出,运动跟踪匹配算法适用于超市入口、生鲜区域、收银台等多种具体场景,并能够在单人、多人复杂运动条件下保持良好的鲁棒性。



图 4 运动跟踪,超市入口,单人

Fig.4 Movement tracking: single customer at the entrance



图 5 运动跟踪,超市入口,多人

Fig.5 Movement tracking: multiple customers at the entrance



图 6 运动跟踪,生鲜区域,多人

Fig.6 Movement tracking: multiple customers at the fresh area



图 7 运动跟踪,收银台,多人

Fig.7 Movement tracking: multiple customers at the check stand

具体而言,如图 4 所示,运动跟踪匹配算法能够完整地跟踪顾客从超市监控图像中从出现到离开的整个过程,亦能适用于顾客运动过程中出现的拐弯等复杂运动状态。从图 5 中可以看到,在超市中同时出现多个运动的顾客时,运动跟踪算法能够同时跟踪相应目标。如图 6 所示,在视频流中出现不同时长的顾客轨迹时,本算法可以正确地分析出不同轨迹的起始和终止时刻从而进行对应跟踪。分析图 7 可知,对顾客的运动跟踪即使在顾客密集的场景中也能够完整的提取出其中运动顾客的轨迹。对比图 5~7 可以看到,对顾客的运动跟踪能够普遍适用于超市入口、生鲜区域以及收银台等各种具体场景。

5 结束语

超市顾客运动跟踪是计算机视觉领域中目标跟踪的典型应用,在超市这种复杂环境下进行顾客的运动跟踪是亟待解决的应用难点。本文在 KLT 特征点轨迹提取的基础之上进行特征点轨迹的预处理,进而通过 meanshift 轨迹聚类分离出视频流每一帧中的每类特征点,最后通过运动轨迹匹配算法将每一帧中的特征点类与前一帧相匹配得到顾客的完整运动轨迹。实验结果表明,本方法能够在实际超市监控视频中做到顾客的运动跟踪,不仅适用于超市入口、生鲜区域、收银台等多种典型场景,也能在遮挡、复杂轨迹、多人异步运动等复杂情况下保持良好的鲁棒性。因此,本文所述顾客运动跟踪算法能够为超市这一供应链终端的后续应用,如智能拥塞控制、最优商品布局、购物推荐、自动预警等提供可靠的数据基石。

参考文献:

[1] YILMAZ A, JAVED O, SHAH M. Object tracking: a sur-



- vey[J]. ACM Computing Surveys (CSUR), 2006, 38(4): 1-45.
- [2] BROIDA T J, CHELLAPPA R. Estimation of object motion parameters from noisy images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986(1): 90-99.
- [3] 万琴, 王耀南. 基于卡尔曼滤波器的运动目标检测与跟踪[J]. 湖南大学学报: 自然科学版, 2007, 34(3): 36-40.  
WAN Qin, WANG Yaonan. Moving objects detecting and tracking based on Kalman filter[J]. Journal of Hunan University: Natural Sciences, 2007, 34(3): 36-40.
- [4] VEENMAN C J, REINDERS M J, BACKER E. Resolving motion correspondence for densely moving points[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(1): 54-72.
- [5] BERTALM O M, SAPIRO G, RANDALL G. Morphing active contours[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(7): 733-737.
- [6] SATO K, AGGARWAL J K. Temporal spatio-velocity transform and its application to tracking and interaction[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2004, 96(2): 100-128.
- [7] COMANICIU D, RAMESH V, MEER P. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5): 564-577.
- [8] ZHOU H, YUAN Y, SHI C. Object tracking using SIFT features and mean shift[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(3): 345-352.
- [9] 李培华. 一种改进的 MeanShift 跟踪算法[J]. 自动化学报, 2007, 33(4): 347-354.  
LI Peihua. An improved Meanshift algorithm for object tracking[J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(4): 347-354.
- [10] BENFOLD B, REID I. Stable multi-target tracking in real-time surveillance video[C]//2011 IEEE Conference on Proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Oxford, UK, 2011: 3457-3464.
- [11] ZACH C, GALLUP D, FRAHM J-M. Fast gain-adaptive KLT tracking on the GPU[C]//08 IEEE Computer Society Conference on proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. [S.l.], USA, 2008: 1-7.
- [12] SHI J, TOMASI C. Good features to track[C]//1994 IEEE Computer Society Conference on proceedings of the Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, WA, USA, 1994: 593-600.
- [13] HASHEMZADEH M, PAN G, WANG Y, et al. Combining velocity and location-specific spatial clues in trajectories for counting crowded moving objects[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 27(2): 1-31.
- [14] LUCAS B D, KANADE T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision[C]//Proceedings of the IJCAI. Vancouver, Canada, 1981: 674-679.
- [15] TOMASI C, KANADE T. Detection and tracking of point features[M]. [S.l.]: Carnegie Mellon Univ, 1991: 1-32.
- [16] BIRCHFIELD S. KLT: An implementation of the Kanade-Lucas-Tomasi feature tracker[EB/OL]. [2013-11-21]. <http://www.ces.clemson.edu/~stb/klt/>.
- [17] SUGIMURA D, KITANI K M, OKABE T, et al. Using individuality to track individuals: clustering individual trajectories in crowds using local appearance and frequency trait[C]//2009 IEEE 12th International Conference on Proceedings of the Computer Vision. Kyoto, Japan, 2009: 1467-1474.
- [18] BROX T, MALIK J. Object segmentation by long term analysis of point trajectories[M]. Springer. 2010: 282-295.

#### 作者简介:



王熙,男,1989年生,硕士研究生,主要研究方向为计算机视觉和数据挖掘。



吴为,1961年生,高级工程师,主要研究方向为计算机应用,发表学术论文 10 余篇。



钱运涛,1968年生,教授,博士生导师,中国电子学会高级会员,信号处理分会委员;中国计算机学会人工智能与模式识别专委会委员,中国计算机学会模糊逻辑与多值逻辑专委会委员;中国航空学会信息融合分会委员;中国人工智能学会智能 CAD 与数字艺术专委会委员。主要研究方向为模式识别、信号处理、机器学习,发表学术论文 90 余篇。