

人群运动中的视觉显著性研究

刘 赏 董林芳

(天津财经大学信息科学与技术系, 天津, 300222)

摘 要: 在公共场所中人们都倾向于以分组的形式进行运动, 本文把这种以分组形式运动的若干个行人称为运动群组, 具有视觉显著性的人群运动群组是场景理解的重点, 其对人群的整体运动也影响最大。本文对运动群组的视觉显著性展开了研究, 分别从规模、速度、组内紧致度和变化度 4 个方面来对运动群组的视觉显著性进行度量, 并基于该度量给出了视觉显著性运动群组检测方法。首先, 利用光流法对运动人群进行分析得到光流向量; 然后通过层次聚类算法对运动人群进行分组; 最后, 基于本文所给出的度量计算每个群组的视觉显著性, 以检测出视觉显著性最高的运动群组。实验表明该方法能够有效地对视觉显著性运动群组进行检测, 该研究成果可应用于人群场景理解、人群运动分析和人群场景分类等计算机视觉研究领域。

关键词: 人群运动; 视觉显著性; 群组规模; 组内紧致度; 群组变化度

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Research on Visual Saliency of Crowd Movement

Liu Shang, Dong Linfang

(Department of Information Science and Technology, Tianjin University of Finance Economics, Tianjin, 300222, China)

Abstract: In public places, pedestrians always move by groups, which are called as motion groups. A motion group with the highest visual saliency is the focus of the scene understanding. A new measurement of motion group's visual saliency is defined in this paper, and the measurement includes four descriptors as follows: scale, speed, group compactness and group variation of different frame. Based on these descriptors, a new method is proposed for detecting the highest visual saliency group. Firstly, the optical flow method is used to compute optical flow vectors. Then, hierarchical clustering algorithm is used to group the crowd. Finally, the values of each group's visual saliency are computed to find the group with the highest visual saliency value. Experimental results show that the proposed method can detect the highest visual saliency groups effectively. The research can be applied to computer visual fields such as crowd scene understanding, crowd motion analysis and crowd scene classification etc.

Key words: crowd motion; visual saliency; group scale; group tightness; group variation

基金项目: 国家自然科学基金(61502331)资助项目; 天津市自然科学基金(15JCQNJC00800)资助项目; 中国民航信息技术科研基地开放课题(CAAC-ITRB-201504)资助项目; 中央高校科研业务经费项目(3122013C005)资助项目; 中国民航大学科研启动项目(2013QD18X)资助项目。

收稿日期: 2015-12-24; **修订日期:** 2016-06-06

引 言

利用计算机视觉技术实现对人群运动分析是当前的一个热点研究领域,并出现了大量的研究成果。计算机视觉技术中,人群运动分析的方法主要分为低层次分析方法和高层次分析方法。低层次方法主要是对人群的基本特征进行分析,包含人群计数、人群密度分析、人群分割和人群分组等。文献[1]利用Bernoulli 形状模型统计人群的人数;文献[2]采用 L0 最优化方法对场景中的静态人群进行提取;文献[3]利用 Lie algebra 仿射变化来学习人群的整体移动;文献[4]利用流体力学理论对人群流进行分割。高层次方法的研究集中在对人群行为模型分析和人群场景结构建模;文献[5]研究了人群运动的集体特征并给出了度量;文献[6]给出了一致性滤波器以检测人群中的一致性运动;文献[7]对单帧内的光流点进行聚类以获得人群的分组模式;文献[8]利用自顶向下的层次模型来学习光流和路径之间的语义模式;文献[9]提出了一种动态行人代理的混合模式以学习人群的集体行为;文献[10]对人群场景中的运动轨迹段进行了语义分析。

社会学和行为学的大量研究表明,在公共场所中人们都倾向于和自己的朋友、家人一起行动。一般情况下,人群中的人都不是单独行动,而是三五成群,即以分组的形式进行运动。本文把上述这种以分组形式运动的若干个行人,称之为运动群组,并在下文给出了定义。运动群组的运动可以通过组内相似性和组间相异性进行描述。组内相似性是指运动群组内个体的运动具有稳定性和一致性。由于组内的成员具有共同的运动目标,且个体的运动受到相邻成员行为的影响,个体会调节自己的运动,尽量与其他成员的运动保持一致^[5]。因此运动群组的规模、密度、运动方向和速度等都基本保持不变。组间相异性是指不同群组运动之间的差别,不同运动群组具有不同的运动目标,因此不同运动群组在规模、密度、运动方向和速度等方面是不同的,例如,不同方向的人群在通过十字路口时表现出来的冲突性。在实际情景中,组内相似性高且组间相异性大的运动群组很容易引起监测者的关注,本文把这种运动群组称为视觉显著性最大的运动群组。这里的视觉显著性是指规模大、密度大、持续时间长(即组内相似性高),或者运动速度明显与周围不同(即组间相异性大)的运动群组。图 1 给出了视觉显著性人群的示意图。如图 1 所示,场景 A 中具有白色标识点的区域是规模大、速度大的运动群组,其所对应的行进队列是场景的重点关注部分;场景 B 中具有白色标识点的区域为速度最大的运动组,需要在人群分析时着重关注。这类具有视觉显著性的运动群组是监测者重点关注的对象,其对人群整体运动的影响也最大。

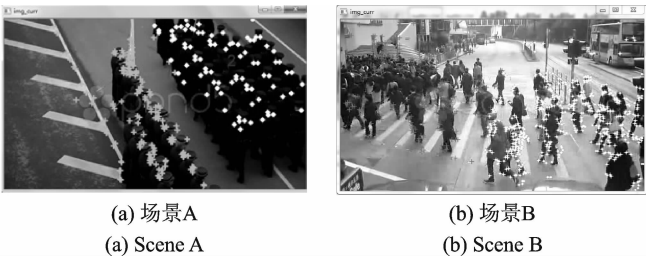


图 1 视觉显著性人群
Fig. 1 Visual saliency group

一般来说,视觉显著性主要包含图像静态显著性特征和运动显著性特征。静态显著性特征包含位置、规模、相邻区域对比度和区域内紧致度等;运动显著性特征包含运动强度、运动空间一致性和时间一致性等。通过深入研究和分析,本文主要从运动群组的规模、速度、组内紧致度(即密度)和变化度 4 个方面来进行运动群组视觉显著性的度量,并利用其对当前场景内的各运动组进行分析,以检测出视觉显著性最高的运动群组。

1 人群的运动群组

文献[11]指出,在人群运动中以分组模式的运动占整体运动的 70% 以上,即在人群场景中家人、朋

友常以分组的形式进行运动。在这些分组中,组内的成员具有共同的目标,以相似的运动模式进行活动。因此,本文给出了人群运动群组的定义,并基于此展开了视觉显著性研究。

定义 1 运动群组

人群中以三五成群的分组方式进行运动的若干个行人被定义为运动群组。运动群组中成员的运动方向相同、运动速度相似、成员与成员之间的距离较近。

采用文献[7]给出的方法对运动人群进行分组。该方法首先计算人群图像的特征点,然后通过分析相邻帧的特征点得到光流向量。密集人群视频中的特征点数量巨大,包含很多冗余信息和噪声,为了提高光流向量的计算效率,本文采用高斯自适应共振理论(Adaptive resonance theory, ART)方法来减少特征点的数目^[12,13]。处理后得到的光流向量仍然保留了特征点的运动特征,不会影响之后运动模式的检测分析。目前常用的聚类方法主要有:基于划分的方法、基于层次的方法、基于密度的方法和基于模型的方法^[14]。得到光流向量后,通过构建邻接图来度量光流向量之间的相似性,并采用层次聚类法对光流向量进行聚类分析。设视频序列包含 m 帧图像, Frame_t 为视频序列中的某一帧, $t = 1, \dots, m$ 。 Frame_t 中包含 n 个光流点,即 $\text{Features}_t = \{\text{feat}_i\}$, $i = 1, \dots, n$,其中 $\text{feat}_i = (\mathbf{X}_i, \mathbf{V}_i)$ 为一个光流点向量, $\mathbf{X}_i = (x_i, y_i)$ 表示 feat_i 的位置信息, $\mathbf{V}_i = (v_{x_i}, v_{y_i})$ 表示 feat_i 的速度信息。聚类分析开始时,把每一个光流向量看作是一个初始类,然后选择距离最近的两个类 feat_p 和 feat_q 进行合并。当聚类的个数达到事先定义的数目 k 时,则停止合并。为了减少噪声,去掉了包含很少光流点的类。在聚类过程中,通过公式 $D(\text{feat}_p, \text{feat}_q) = (d_p(\text{feat}_p, \text{feat}_q) d_s(\text{feat}_p, \text{feat}_q))^2$ 计算两个特征点 feat_p 和 feat_q 之间的距离。其中 d_p 和 d_s 的计算分为两种情况。

(1) 当 feat_p 和 feat_q 在两条平行的曲线上时, d_p 和 d_s 的计算公式为

$$d_p = \|\mathbf{X}_p - \mathbf{X}_q\|, \quad d_s(\text{feat}_p, \text{feat}_q) = \left(\frac{2}{1 + \epsilon + \overline{\mathbf{V}_p \cdot \mathbf{V}_q}} \right)^2$$

其中: $\epsilon = 10^{-6}$, $\overline{\mathbf{V}} = \mathbf{V} / \|\mathbf{V}\|$ 。

(2) 当 feat_p 和 feat_q 在同一条曲线上时, d_p 和 d_s 的计算公式为

$$d_p = \|\mathbf{X}_p + \mathbf{V}_p - \mathbf{X}_q\|, \quad d_s(\text{feat}_p, \text{feat}_q) = \left(\frac{2}{1 + \epsilon + \cos\theta_p} \right) \left(\frac{2}{1 + \epsilon + \cos\theta_q} \right)$$

其中: $\cos\theta_p = \overline{\mathbf{V}_p \cdot \mathbf{X}_q - \mathbf{X}_p}$, $\cos\theta_q = \overline{\mathbf{V}_q \cdot \mathbf{X}_q - \mathbf{X}_p}$ 。

2 运动群组的视觉显著性度量

静态显著性主要通过图像区域的位置、规模和紧致度等进行度量,而运动视觉显著性通常从以下 3 个方面来进行衡量^[15]: (1) 该运动区域与相邻区域的对比度; (2) 运动区域内所包含成员的时空紧致性; (3) 运动区域的稳定性。因此,本文从规模、速度、组内紧致度和变化度 4 个方面对运动群组进行视觉显著性的描述和度量,其中规模、速度和组内紧致度用于描述运动群组的图像静态显著性特征,变化度用于描述运动群组的运动视觉显著性。

通过聚类分析,得到 t 时刻帧 Frame_t 中人群场景中所包含的 k 个运动群组,即 $\mathbf{C}^t = \{c_j^t\}$, $j = 1, \dots, k$ 。若 num_j^t 为运动群组 c_j^t 中光流向量的个数, Mean_j^t 为 c_j^t 的聚类中心。 c_j^t 中的每一个光流向量 feat_i^t 都是由坐标向量和速度向量共同描述的,即 $\text{feat}_i^t = (\mathbf{X}_i^t, \mathbf{V}_i^t)$ 。则 c_j^t 的聚类中心 Mean_j^t 可描述为

$$\text{Mean}_j^t = (\mathbf{X}_{j \text{ avg}}^t, \mathbf{V}_{j \text{ avg}}^t)。其中, \mathbf{X}_{j \text{ avg}}^t = \left[\frac{\sum_{l=1}^{\text{num}_j^t} x_l^t}{\text{num}_j^t}, \frac{\sum_{l=1}^{\text{num}_j^t} y_l^t}{\text{num}_j^t} \right], \mathbf{V}_{j \text{ avg}}^t = \left[\frac{\sum_{l=1}^{\text{num}_j^t} |\mathbf{V}_l^t|}{\text{num}_j^t}, \frac{\sum_{l=1}^{\text{num}_j^t} |\theta_l^t|}{\text{num}_j^t} \right]。基于以上描$$

述,运动群组视觉显著性度量的各描述子定义如下。

定义 2 运动群组的规模

利用 $g_num_j^t = \frac{num_j^t}{\max Num}$ 来表示运动群组的规模。其中, num_j^t 为运动群组 c_j^t 所包含光流向量的个数, $\max Num = \max\{num_j^t\}, j=1, \dots, k$ 。 $g_num_j^t$ 越大,其所表示的运动群组的规模越大,其视觉显著性也越高。

定义 3 运动群组的速度

以聚类中心 \mathbf{Mean}_j^t 速度的大小 $g_v_j^t = \frac{\bar{v}_j^t}{\max V}$ 作为该运动群组运动速度的度量。其中, $\bar{v}_j^t = \frac{\sum_{l=1}^{num_j^t} |v_l^t|}{num_j^t}$, $\max V = \max\{\bar{v}_j^t\}, j=1, \dots, k$ 。一般来说,运动群组平均运动速度的数值越大,其视觉显著性越高。

定义 4 运动群组的组内紧致度

若 ϵ_j^t 为所有光流向量到聚类中心距离的平均值,即 $\epsilon_j^t = \frac{\sum_{l=1}^{num_j^t} \|\mathbf{feat}_l^t - \mathbf{Mean}_j^t\|^2}{num_j^t}$ 。 ϵ_j^t 越小,运动群组的紧致程度越高。如图 2 所示,运动群组 1 的 ϵ_1^t 较小,其成员间的距离较近,分布密集;运动群组 2 成员间的距离大,分布分散,其对应的 ϵ_2^t 较大。为了与前文保持一致,用 $g_l_j^t = \frac{\lambda_j^t}{\lambda_{\max}}$ 来度量群组 c_j^t 的紧致度, $g_l_j^t$ 的值与运动群组的紧致度成正比。其中, $\lambda_j^t = \frac{1}{\epsilon_j^t}$, $\lambda_{\max} = \max\{\lambda_j^t\}, j=1, \dots, k$ 。

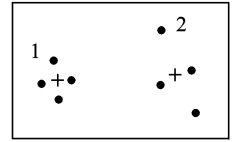


图 2 运动群组的紧致度
Fig. 2 Moving group tightness

定义 5 运动群组的变化度

由于运动具有连续性,在短时间内不会发生突变。因而,可认为 t 时刻帧 Frame_t 中的运动群组 c_j^t 是由 $t-1$ 时刻帧 Frame_{t-1} 中与其聚类中心最近的运动群组演变而来。

研究发现,对于相邻两帧中的聚类模式 $\mathbf{C}^t = \{c_j^t\}$ 和 $\mathbf{C}^{t-1} = \{c_j^{t-1}\}$,主要有以下 3 个方面的变化:(1) c_j^t 规模的变化;(2) c_j^t 聚类中心位置的偏移;(3) c_j^t 聚类中心速度的变化。若帧 Frame_{t-1} 中 c_j^{t-1} 是和帧 Frame_t 中 c_j^t 的聚类中心距离最近的两个运动群组,则规模的变化可以通过 Δnum_j^t 来计算: $\Delta num_j^t = \frac{|num_j^t - num_j^{t-1}|}{num_{\max}}$ 。其中, num_j^t 为 c_j^t 的规模, num_j^{t-1} 为 c_j^{t-1} 的规模, $num_{\max} = \max\{num_j^t\}$ 为当前所有运动群组规模的最大值。聚类中心位置的偏移程度定义为: $\Delta dis_j^t = \frac{\sqrt{(x_j^t - x_j^{t-1})^2 + (y_j^t - y_j^{t-1})^2}}{dis_{\max}}$ 。

其中, $dis_{\max} = \max\{\Delta dis_j^t\}$ 为所有偏离量中的最大值。

c_j^t 聚类中心的速度为 $\mathbf{V}_j^t = (v_{xj}^t, v_{yj}^t)$, c_j^{t-1} 聚类中心的速度为 $\mathbf{V}_j^{t-1} = (v_{xj}^{t-1}, v_{yj}^{t-1})$,则速度的变化程度定义为 $\Delta V_j^t = \frac{|\Delta \mathbf{V}_j^t|}{V_{\max}}$,其中, $|\Delta \mathbf{V}_j^t| = \sqrt{(v_{xj}^t - v_{xj}^{t-1})^2 + (v_{yj}^t - v_{yj}^{t-1})^2}$, $V_{\max} = \max\{|\Delta \mathbf{V}_j^t|\}$ 为当前所有运动群组速度的最大值。

综上, c_j^t 变化度定义为: $\Delta c_j^t = \frac{\Delta num_j^t + \Delta dis_j^t + \Delta V_j^t}{3}$ 。其中, Δnum_j^t 为规模变化的度量, Δdis_j^t 为聚

类中心位置偏移程度的度量, ΔV_j^t 为聚类中心速度变化的度量。本文把以上 3 个描述量都归一化到区间 $[0,1]$,以消除幅度差别。

3 运动群组的视觉显著性检测

人眼对于速度最为敏感,往往会一眼识别出速度过快或者过慢的运动群组。在速度类似的情况下,人们会关注规模大,密度大和紧致度高的运动群组。在规模和速度类似的情况下,在连续运动中保持一致、变化不大的稳定运动群组较为容易引起关注。这类群组往往是由朋友和家人形成的,因而在场景中相对稳定、不易发生变化,应该被当作整体对待。基于以上分析,本文通过规模、速度、组内紧致度和变化度来度量人群运动群组的组内相似性和组间相异性。通过这 4 个度量,以检测出视频中视觉显著性最大的运动群组。对运动群组的视觉显著性定义为

$$f_j^t = a * g_num_j^t + b * g_v_{j\ avg}^t + c * g_l_j^t + d * \Delta c_j^t$$

式中: $g_num_j^t$ 为运动群组的规模, $g_v_{j\ avg}^t$ 为运动群组的速度, $g_l_j^t$ 为运动群组的组内紧致度,它们共同度量单幅帧内运动群组的静态视觉显著性; Δc_j^t 描述相邻帧内运动群组的变化程度,为运动显著性度量; a, b, c 和 d 为权重系数,根据经验本文中 $a=0.2, b=0.3, c=0.2, d=0.3$ 。本文所提出的视觉显著性运动群组检测过程如图 3 所示,其具体步骤为:(1) 利用光流法对人群场景视频进行分析,得到光流向量;(2) 利用层次聚类方法对光流向量进行分析,得到 k 个运动群组;(3) 计算运动群组的视觉显著性 f_j^t ,并得到 f_{max} ,其中 $f_{max} = \max\{f_j^t\}$; (4) 输出与 f_{max} 对应的运动群组为当前运动模式中的视觉显著性运动群组。



图 3 视觉显著检测过程
Fig. 3 Visual saliency detection process

4 实验结果与分析

采用 Visual Studio2012 平台,结合开源计算机视觉库 OpenCV2.4.9 对本文所提出的视觉显著性运动群组检测方法进行了编程实现。实验数据选取了 4 个典型的人群场景视频,这 4 个场景来源于香港中文大学所提供的人群运动视频数据库(http://www.ee.cuhk.edu.hk/~jshao/CUHKcrowd_files/cuhk_crowd_dataset.htm),其中场景 1 为视频 1_008760417-demonstration-1.avi;场景 2 为视频 1_15-2-sec3.avi;场景 3 为视频 1_17-1.avi;场景 4 为视频 1_012590260-soldiers-marching-2.avi。

对以上场景进行聚类分析后,采用不同的颜色对不同的运动群组进行标识,并利用本文所给出的方法计算各群组的视觉显著性。由于视频第 1 帧不存在帧间对比,因此从第 2 帧开始分析视觉显著性。表 1 给出了各个场景中 2~11 帧所对应的视觉显著性运动群组的度量数值。图 4~7 为各个场景 2~11 帧所对应的图像,为了方便辨识,对视觉显著性群组所对应的光流向量点进行了加粗显示。图 4 为场景 1 在 $k=2$ 时的人群运动群组。其中 2~8 帧都检测出右边运动群组为当前场景中的视觉显著性最大运动群组。在第 9 帧中,光流向量的计算错误导致聚类分析时出现了分组模式错误,进而使得视觉显著性计算错误。图 5 为场景 2 在 $k=4$ 时的人群运动群组。其中 2,3,6 帧检测出最下面的运动群组为视觉显著性最大运动群组,第 4,5,7,8,11 帧检测出最左面的运动群组为视觉显著性最大运动群组。其原因在于,最左面运动群组的规模较大,而最下面运动群组中成员运动速度较大,且在相邻帧中的变化较小、运动较为稳定。因此,分别被检测为视觉显著性最大群组,这与实际情况相符合。第 10 帧标识右上方

为视觉显著性群组,这是由于光流检测算法的噪声数据,即在光流计算过程中把背景也标识了光流点,进而使得运动群组的规模和速度值的计算出现错误。图 6 为 $k=3$ 时的人群运动群组,电梯上的人群为被检测为视觉显著性最大运动群组。通过分析该视频,可见该运动群组的规模与其余两个运动群组相比较高,为实际场景中的视觉显著性最大运动群组。图 7 为场景 4 在 $k=2$ 时得到的运动群组模式,检测 2~11 帧中右侧的运动群组为当前场景的视觉显著性最大运动群组,该场景中这两个运动群组的组内紧致程度类似,右侧运动群组的速度明显高于左侧的静止群组,实验结果与实际情况相符合。

表 1 最大视觉显著性运动群组的数值

Tab. 1 Values of maximum visual saliency group

帧数	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
场景 1	0.893	0.899	0.918	0.945	0.963	0.979	0.982	0.933	0.870	0.994
场景 2	0.955	0.902	0.943	0.938	0.947	0.827	0.913	0.856	0.803	0.895
场景 3	0.841	0.734	0.721	0.735	0.931	0.862	0.992	0.994	0.997	0.998
场景 4	0.944	0.993	0.998	0.976	0.915	0.997	0.906	0.872	0.891	0.977

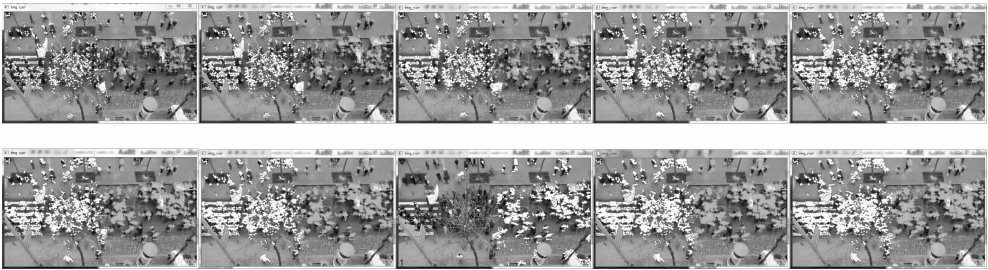


图 4 场景 1 中的视觉显著性运动群组

Fig. 4 Visual saliency groups in scene 1



图 5 场景 2 中的视觉显著性运动群组

Fig. 5 Visual saliency groups in scene 2



图 6 场景 3 中的视觉显著性运动群组

Fig. 6 Visual saliency groups in scene 3

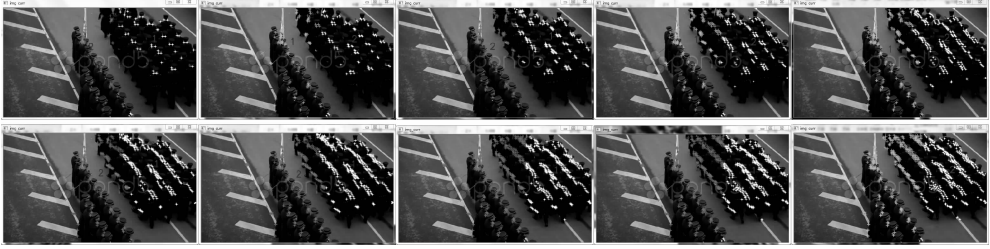


图7 场景4中的视觉显著性运动群组

Fig. 7 Visual saliency groups in scene 4

由上述实验可见,本文提出的算法可以对规模大、速度快、紧致度高且运动稳定的视觉显著性最大运动群组进行正确的检测。实验中错误检测的原因在于光流检测算法的噪声数据。在光流计算过程中,由于光线等因素的影响而错在背景位置标识出光流向量,使得运动群组的分组出现错误,进而造成显著性度量(例如运动群组的规模和速度)的计算出现错误,最终导致其视觉显著性的检测错误。

5 结束语

在实际情景中,具有视觉显著性的运动群组是监测者重点关注的对象,其对人群整体运动的影响也最大。通过对人群运动的研究和分析,本文从规模、速度、组内紧致度和变化度4个方面对运动群组进行视觉显著性的描述和度量。其中,规模、速度、组内紧致度用于描述当前运动群组的静态视觉显著性;变化度用来描述运动群组的运动视觉显著性。基于这4个度量,本文提出了视觉显著性运动群组检测方法,并进行了实验。实验结果表明在光流噪声较小的情况下,本文所提的方法能够有效地对具有视觉显著特征的运动群组进行检测。该研究结果可在人群运动分析、人群场景理解和人群场景分类等视觉研究领域中得到应用。降低光流噪声对显著性检测方法的影响,提高检测方法的鲁棒性将是我们下一步的研究工作。

参考文献:

- [1] Rabaud V, Belongie S. Counting crowded moving objects[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA: IEEE Computer Society Press, 2006:705-711.
- [2] Yi Shuai, Wang Xiaogang, Lu Cewu, et al. L0 regularized stationary time estimation for crowd group analysis[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, Ohio: IEEE Computer Society Press, 2014:2219-2226.
- [3] Lin Dahua, Grimson E, Fisher J. Learning visual flows: A lie algebraic approach[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, Florida, USA: IEEE Computer Society Press, 2009:747-754.
- [4] Ali S, Shah M. A lagrangian particle dynamics approach for crowd flow segmentation and stability analysis[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, Minnesota: IEEE Computer Society Press, 2007:1-6.
- [5] Zhou B, Tang X, Zhang H, et al. Measuring crowd collectiveness[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 36(8):1586-1599.
- [6] Zhou B, Tang X, Wang X. Coherent filtering: Detecting coherent motions from crowd clutters[C]//Proceedings of 12th European Conference on Computer Vision. Florence, Italy: Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2012:857-871.
- [7] Min Hu, Saad Ali, Mubarak Shah. Learning motion patterns in crowded scenes using motion flow field[C]//Proc International Conference on Pattern Recognition. Tampa, Florida, USA: IEEE Computer Society Press, 2008:1-5.
- [8] Wang X, Ma X, Grimson W. Unsupervised activity perception in crowded and complicated scenes using hierarchical Bayesian models[J]. IEEE Trans PAMI, 2008, 31(3):539-555.
- [9] Zhou B, Wang X, Tang X. Understanding collective crowd behaviors: Learning a mixture model of dynamic pedestrian-a-

gents[C]// Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, Rhode Island: IEEE Computer Society Press, 2012;2871-2878.

[10] Zhou B,Wang X,Tang X. Random field topic model for semantic region analysis in crowded scenes from tracklets[C] //Proceedings of the 2011 IEEE Conference on Computer vision and pattern Recognition. Piscataway, NJ, USA:IEEE Computer Society Press,2011,42(7):3441-3448.

[11] Moussaïd M,Perozo N, Garnier S, et al. The walking behaviour of pedestrian social groups and its impact on crowd dynamics [J]. Plos One, 2010,5(4):e10047.

[12] Williamson J R. Gaussian ARTMAP: A neural network for fast incremental learning of noisy multidimensional maps[J]. Neural Networks, 1996, 9(5):881-897.

[13] Yaghini M, Shadmani M A. GOFAM: A hybrid neural network classifier combining fuzzy ARTMAP and genetic algorithm [J]. Artificial Intelligence Review, 2013, 39(3):183-193.

[14] 张晓,张媛媛,高阳,等. 一种基于密度的快速聚类方法[J]. 数据采集与处理,2015,30(4):888-895.
Zhang Xiao, Zhang Yuanyuan, Gao Yang, et al. Fast density-based clustering approach[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2015, 30(4):888-895.

[15] 谢昭,刘玉敏,张骏,等. 时空运动显著性的目标跟踪[J]. 中国图象图形学报,2015, 20(8):1070-1082.
Xie Zhao,Liu Yumin,Zhang Jun,et al. Spatio-temporal motion saliency for object tracking[J]. Journal of Image and Graphics, 2015,20(8):1070-1082.

作者简介:



刘赏(1977-),女,副教授,硕士生导师,研究方向:计算机视觉和图像分析与处理、模式识别,E-mail:liushangw@aliyun.com。



董林芳(1972-),女,副教授,硕士生导师,研究方向:计算机视觉和图像分析与处理,E-mail:donglinfang@163.com。

