

无前景分割的人群局部状态动力学分析^①

朱海龙^② 吴 锐 刘 鹏 唐降龙

(哈尔滨工业大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

摘要 针对静态背景建模方法对于动态场景来说适应性较差,不能将视频中的人群状态进行准确界定的问题,提出了一种无需前景分割的群体局部状态动力学分析方法。该方法把有限时间窗口内的视频局部区域视为线性动态系统(LDS),使用混合动态纹理方法进行群体分类、估计群体密度;采用主路径跟踪法估计群体的主流速度取向和幅值;构建偏微分方程对该动态系统进行建模,描述局部区域内群体密度场、速度场和流量场之间的变化关系,实现对视频中群体状态及其变化趋势进行定量描述。实验结果表明,该方法能够可靠地实现对动态场景群体状态较准确的定量分析,状态分析结果可用于重点监控区域的异常检测,实现差别化监控。

关键词 视频分析, 混合动态纹理, 群体动力学, 异常检测

0 引言

预防群体性灾难事故是公共安全智能监控系统的目标,也是对公共安全智能监控系统的挑战,因为群体行为的不确定性,使得进行具有自组织运动特性的人群的状态分析十分困难,这也使得群体活动场景分析成为计算机视觉领域的一个研究热点。本文基于对监控视频中群体的密度场、速度场和流量场的研究,提出了一种无需前景分割的群体局部状态动力学分析方法。实验证明,该方法能够可靠地实现对动态场景群体状态的较准确的定量分析,分析结果可用于重点监控区域的异常检测,实现智能化监控。

1 相关研究

群体是自组织活动的整体^[1],在局部和全局上对群体动力学状态进行分析和预报其发展趋势,比传统意义上对单个目标进行检测、跟踪及运动分析更加困难。从视频监控角度考虑,在视频图像中进行自动异常检测和自动异常定位是首要问题。按研究目标的粒子粗细度划分,目前自动异常检测和定

位的方法主要有宏观方法和微观方法两大类。

宏观方法以个体目标或人群为单位,如基于目标的方法^[2]、流体动力学方法^[3]、动态纹理法^[4]等。人群流与液体流动之间存在差异的同时也存在相似性(差异主要体现在人的主观能动性上),许多模仿液体流动的有关人群流动的研究相继展开。Hughes^[3]用连续介质理论,分别对单一类型人群流和多类型人群流进行了分析,建立了二维人群流方程,可模仿人群流动,但不能直接用于状态分析。从时·空域来看,纹理是带有空间不变统计特性的平衡随机过程的实现^[4],Doretto 等^[5,6]提出了动态纹理模型。将该模型与带有未知输入分布的自回归移动平均过程联系,并使用期望最大(EM)算法进行模型参数学习,给出一种闭合次优的模型解。该模型可用来合成纹理但不能应用于群体状态分析和异常检测。动态场景同时包含多种纹理,Chan 等^[7,8]在文献[6]的基础上提出了混合动态纹理概念和方法,可用于视频聚类和运动分割。基于动态纹理的方法开辟了一个新的视频分类的方法,但上述研究并未涉及群体动力学内容。宏观方法,特别是基于目标的检测和跟踪群体状态的分析方法涉及前景检测和分割、跟踪轨迹、处理遮挡等一系列算法,还要考虑目标间的互相影响,计算复杂度高。即使文

① 国家自然科学基金(60706032,61171184)和黑龙江省自然科学基金(F20102)资助项目。

② 男,1972 年生,博士生;研究方向:数字图像处理,模式识别;联系人,E-mail: zhl.hit@163.com
(收稿日期:2011-06-08)

献[6-8]提出的动态纹理模型也涉及前景分割问题。

微观方法的目标粒度以像素为单位,如质点动力学法^[9]、社会力模型^[10,11]等。Ali等^[9]将人群流场视为一个非周期性动力学系统,覆盖上质点网格、计算数值积分进行平流传送并用流映射跟踪质点动态。该方法用流映射的空间梯度计算 Cauchy-Green 形变张量,进而建立有限时间李雅普诺夫指数场,实质上是用拉格朗日质点动力学方法分割高密度人群流并检测流的不稳定性。Mehran 等^[11]也以质点平流传送为基础,引入牛顿力学原理检测人群异常。文献[9-11]本质上都是以光流法为基础进行的再分析,适用场景单一。微观方法是从局部的质点理解事物整体,不能重建所有未知信息,本身就是个病态问题^[6],并且光流法^[12]计算量大且需要假设空间分段平坦以保证一定程度的运动平滑。

在人群场景中,需要对局部兴趣区域进行重点监控,人群的相互遮挡也会影响到前景分割方法对群体密度和流量估计的准确性。针对这些情况,本研究提出了一种无前景分割的群体局部状态动力学分析方法。该方法将视频划分为若干个单元格,在时间序列上对各个单元格使用混合动态纹理进行纹理模式分类,间接估计局部群体密度;利用连续帧之间的图像片匹配,用主路径跟踪法对局部群体速度进行估计;通过群体动力学方法描述群体局部密度、速度、流量之间的关系。分析结果可用来对群体状态进行差别化评估和检测。

2 局部区域划分和描绘子的选择

本文方法的分析过程如图 1 所示。为实现局部状态分析,有多种划分视频区域的途径。简单的方法是均匀等分图像得到规则的局部区域,最优的方法是根据实际场景的重点区域轮廓进行划分获得不

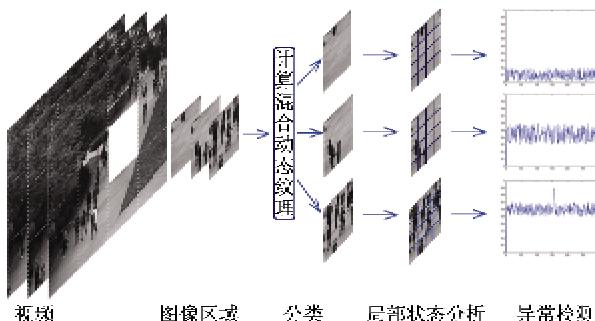


图 1 群局部状态分析过程(视频数据来源于文献[14])

规则的精确局部区域,但实现起来稍复杂。本文重点在于描述所提出方法的可行性和有效性,因而采用均匀等分方法。设图像序列为 $I(t)$, 在空间上将其等分为 c 个矩形单元格 D_1, \dots, D_c , 则图像中第 i 个局部区域为单元格 $D_i, i \in [1, c]$, 在时间上构成图像序列 $I^i = \{I_t^i | t \in [1, \tau]\} \in \mathbb{R}^m, m$ 为像素数、 τ 为图像帧数量。

群体动力学分析主要包括人群密度、速度和流量及三者之间的变化关系,而准确表示局部区域(单元格)中人群密度和移动速度是正确分析的前提。本文利用纹理的空间不变统计特性,采用混合动态纹理^[7,8]将具有不同密度的人群图像分类,根据分类结果将人群密度映射为 $0 \sim 1$ 区间无量纲的实数。由于行人移动方向不一致,采用一种主路径跟踪法确定单元格内的人群主要移动方向和移动速度。通过学习找到单元格内人群移动速度的主方向,并将其它方向的速度投影到主方向后取均值作为该单元格的人群速度。

3 群体局部密度与局部群体速度估计

动态纹理是动态场景中在时间上具有固定属性的图像序列^[5]。混合动态纹理则是多个动态纹理组成的图像序列,是来自多个动态纹理中的抽样^[7]。为便于叙述,结合本文方法简要说明混合动态纹理的原理。

3.1 混合动态纹理与群体局部密度估计

集合 I^i 在时-空域上是一个以二阶平稳随机过程定义的线性动态系统 (linear dynamic system, LDS), 称为动态纹理。整个视频由 c 个 LDS 组成, 其中第 i 个包含隐状态变量 x_t^i 和带噪声的观测值 I_t^i :

$$\begin{cases} x_{t+1}^i = A^i x_t^i + v_t^i \\ I_t^i = C^i x_t^i + w_t^i \end{cases} \quad (1)$$

其中 $x_t^i \in \mathbb{R}^n, I_t^i \in \mathbb{R}^m, n$ 为空间滤波器数量且 $n \ll m, A^i$ 为状态转换矩阵, v_t^i 为驱动噪声, C^i 为包含 n 个空间滤波器的集合, w_t^i 为观测噪声。不失一般性,假设驱动噪声和观测噪声服从零均值的高斯分布 $v_t^i \sim N(0, \sum_v^i)$ 和 $w_t^i \sim N(0, \sum_w^i)$ 。式(1)表示的动态纹理可由四元组表示: $\Theta^i = \{A^i, C^i, \sum_v^i, \sum_w^i\}$ 。随着视频信号的变化,如单元格 D_i 内人群密度的增大或降低, I^i 呈现出不同的纹理,在时间上

是由不同纹理组成的混合动态纹理^[7]。设共有 K 种纹理, 则 I^i 可看作是对第 $k \in [1, K]$ 类纹理 τ 次采样的结果。因此, I^i 的联合分布具有类似混合高斯的形式, 可得第 k 类纹理的联合分布为

$$p_k(X^i, I^i) = p(x_{1k}^i) \prod_{t=2}^{\tau_k} \eta_k(x_t^i | x_{t-1}^i) \prod_{t=1}^{\tau_k} \eta_k(I_t^i | x_t^i) \quad (2)$$

则整个序列由全部纹理类混合而成:

$$p(X^i, I^i) = \sum_{k=1}^K \alpha_k^i p(x_{1k}^i) p_k(X^i, I^i) \quad (3)$$

其中初始状态分布 $p(x_1^i)$ 、条件状态分布 $\eta(x_t^i | x_{t-1}^i)$ 、条件观测分布 $\eta(I_t^i | x_t^i)$ 都服从高斯分布; 并有 $X^i = (x_1^i, \dots, x_\tau^i)$, $I^i = (I_1^i, \dots, I_\tau^i)$ 。式中的 α_k^i 表示第 k 类纹理在序列中的权重, $p(x_{1k}^i)$ 为第 k 类纹理初始状态条件分布。整个序列是 k 类纹理抽样的混合, 式(2)表达了该序列的联合分布。用四元组 Θ_k^i 参数化表示单元格 D_i 对应的混合动态纹理:

$$D_K^i = \sum_{k=1}^K \Theta_k^i \quad (4)$$

至此, 可通过 EM 算法由监督学习得到动态纹理类别参数 Θ_k^i 。进一步可使用距离分类法对各种纹理进行分类, 从而得到密度的归一化表示。图像中非动态人群区域, 如草地、树丛、池塘以及静止不动的人群等, 动态纹理种类少并且信号平稳。因此, 本文研究对象为运动人群视频。对于运动人群区域, 人群动态流动使得纹理变化较大, 不同的动态纹理可以间接表示不同运动的人群密度。这就意味着式(4)中的纹理类别 $k = 1, \dots, K$ 对应不同的人群密度, 纹理类别用类条件概率予以表示。所以, 可以在类别参数 Θ_k^i 和单元格 D_i 中人群密度 ρ^i 之间建立映射关系: 用 Θ_k^i 的函数间接反映人群密度。

以 UCSD 数据集^[13] 为例, 将视频数据分为 2 组, 其中一组不包含异物闯入等异常并人工标签人群密度后作为训练集, 包含各种情况的另一组作为测试集。设带人群密度标签的训练集为 $T = \{(I_t^i, l^i)\}$, 样本为不包含异常的正样本。 I_t^i 为当前帧的第 i 个区域, $l^i \in [0, 1]$ 为归一化人群密度标签, $i = 1, \dots, c$ 。在训练集 T 上使用 EM 算法对纹理进行有监督学习, 对学习结果采用 Martin 距离^[14] 实现动态

纹理参数 Θ_k^i 的分类, 将分类结果与人群密度的先验值一一对应并把仿射变换及单位人群最大密度等因素考虑进来, 最终归一化形成人群密度估计值:

$$\hat{\rho}^i = SP\lambda_i \rho^i(\Theta_k^i) \in [0, 1] \quad (5)$$

其中 S 为单元格标定面积, P 为单位面积最大人数, λ_i 为单元格 D_i 的仿射变换系数。视频中的每个区域背景纹理不可能完全相同, 所有单元格都需要单独进行上述混合动态纹理的分类和密度映射过程。

3.2 局部群体速度估计

动态场景中的行人受各自目的地吸引呈现出不同的移动方向与速度, 这里采用一种主路径方向跟踪方法计算单元格内的速度特征。首先统计出主要路径方向, 然后将非主要路径速度向主要路径方向投影, 分别计算出单元格内主路径正方向速度和、负方向速度和。二者取模后相加得到的结果为一标量, 取其期望作为该单元格的群体速率。

如图 2(a)所示, 单元格 D_i 细分成大小为 $q \times q$ 个像素的图像片 $\text{Patch}_j^i, j \in [1, J]$ 。对于 Patch_j^i 使用块匹配算法计算图像片速度: 将其在前后连续两帧的 8 邻域内进行匹配, 若无匹配再在外层 8 邻域匹配, 得到 Patch_j^i 的运动速度 $V_j^i = (u_j^i, v_j^i)$, 其方向角为 $\theta_j^i = \arctan(u_j^i/v_j^i), u_j^i \neq 0$ 。对序列 I^i 计算出所有图像片速度及方向角, 统计发生概率最大的方向角为主路径方向:

$$\hat{\theta}_{D_i} = \arg \max_{\theta_j^i} (\log p(\theta_j^i | D_i)) \quad (6)$$

规定 $\hat{\theta}_{D_i} \in (-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2})$, 因此主路径方向有两个: $\hat{\theta}_{D_i}$ 和 $\pi + \hat{\theta}_{D_i}$ 。当 $\theta_j^i \in \{[0, \frac{\pi}{2}] \cup (\frac{3\pi}{2}, 2\pi)\}$ 时向 $\hat{\theta}_{D_i}$ 方向投影, 当 $\theta_j^i \in (\frac{\pi}{2}, \frac{3\pi}{2})$ 时向 $\pi + \hat{\theta}_{D_i}$ 方向投影, 当 $u_j^i = 0$ 即 $\theta_j^i = \frac{\pi}{2}$ 或 $\theta_j^i = \frac{3\pi}{2}$ 时单独计算。然后以主路径方向为方向以投影为模得到新的速度矢量, 则 D_i 内的速度场由方向完全相反的两部分组成, 求和前将二者速度按照其中一个为标准进行方向转换, 然后再求出 $V^i = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J V_j^i$, 避免因速度方向相反而产生的速度抵消现象。

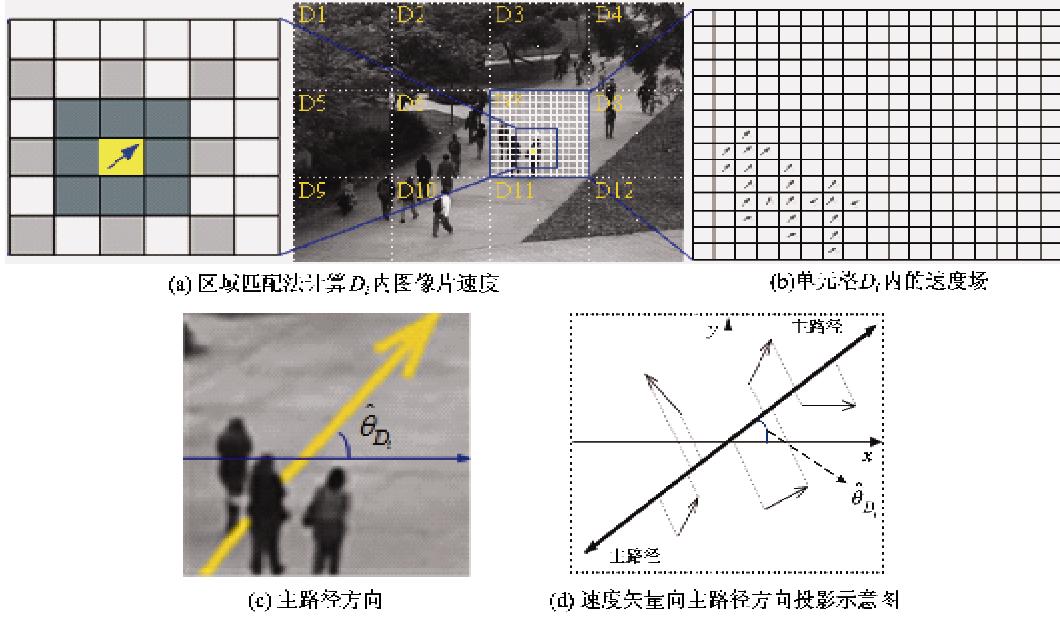


图2 图像区域的运动速度估计

4 群体动力学分析

将运动人群视为流体进行分析的算法多运用个体跟踪法^[3]或质点法^[9-11],其涉及前景分割或光流计算,较为复杂。本文以上一节所述的密度估计和速度估计为基础直接进行群体流量分析,并不涉及前景分割和光流计算。

4.1 群体流量方程

由流体力学知二维单元格 D_i 内群体的瞬时流量为

$$f(\rho^i, \mathbf{V}^i) = \rho^i(x, y, t) \| \mathbf{V}^i(x, y, t) \| \quad (7)$$

式中 $\rho^i(x, y, t)$ 、 $\mathbf{V}^i(x, y, t)$ 分别为单元格 D_i 内在时刻 t 的群体密度和速度, (x, y) 决定了 D_i 的空间位置。对 $\rho^i(x, y, t)$ 积分可得内单元格 D_i 内个体的数量 $N_{D_i} = \iint_n \rho^i(x, y, t) dx dy$, 其变化率为在时刻 t 进、出 D_i 的人数之差:

$$\frac{\partial N_{D_i}}{\partial t} = f_{in}(\rho^i, \mathbf{V}^i) - f_{out}(\rho^i, \mathbf{V}^i) \quad (8)$$

即

$$\frac{\partial}{\partial t} \iint_n \rho^i(x, y, t) dx dy = f_{in}(\rho^i, \mathbf{V}^i) - f_{out}(\rho^i, \mathbf{V}^i) \quad (9)$$

同时,式(8)等于区域 D_i 内群体流量变化:

$$f_{in}(\rho^i, \mathbf{V}^i) - f_{out}(\rho^i, \mathbf{V}^i) = - \frac{\partial}{\partial t} f(\rho^i, \mathbf{V}^i) \quad (10)$$

由式(9)、(10)得

$$\begin{aligned} \frac{\partial}{\partial t} \iint_n \rho^i(x, y, t) dx dy &= - \frac{\partial f}{\partial t}(\rho^i, \mathbf{V}^i) \\ \Rightarrow \frac{\partial}{\partial t} \left[\iint_n \rho^i(x, y, t) dx dy + f(\rho^i, \mathbf{V}^i) \right] &= 0 \\ \Rightarrow \iint_n \rho^i(x, y, t) dx dy + f(\rho^i, \mathbf{V}^i) &= \text{const}' \\ \Rightarrow \left| \iint_n \rho^i(x, y, t) dx dy + f(\rho^i, \mathbf{V}^i) + \text{const} \right| &= 0 \end{aligned} \quad (11)$$

式(11)刻画了群体的密度、速度和流量之间的关系,是群体的动力学模型。它描述了这样一个基本事实:宏观上,在某个空间或局部区域内,群体密度的增加必然导致群体速度、流量的下降,否则群体运动的平衡和稳定将被破坏。

4.2 典型应用

分析结果可对被监控区域和对象进行较为全面的监测和统计分析,包括当前人群密度、移动速度和流量。其中一个典型应用是对动态场景进行异常检测。

式(11)为理想状态下群体动力学方程,由于噪声的现实存在及异常事件的发生,式(11)右侧通常状况下并不等于零,有:

$$\left| \iint_n \rho^i(x, y, t) dx dy + f(\rho^i, \mathbf{V}^i) + \text{const} \right| = \varepsilon > 0 \quad (12)$$

为区别普通噪声和人群异常状态,设置一阈值

Th , 当 ε 大于 Th 时, 认为人群发生异常, 否则为噪声, 如式

$$\begin{cases} \varepsilon \leq Th, \text{ 正常状态} \\ \varepsilon > Th, \text{ 异常状态} \end{cases} \quad (13)$$

所示。其中 Th 和常量 $const$ 为系统先验值, 需要根据不同的监控视频场景作相应的修改。

本文方法的计算量主要集中在动态纹理和人群流量两个环节。计算动态纹理的工作量取决于组成空间滤波器的时间复杂度, 计算人群流量、速度、密度关系式及异常检测的时间复杂度则取决于速度场的计算。本文采用主分量分析作为空间滤波器, 其时间复杂度为 $O(n^3)$ 。使用局部空间相关性匹配法计算速度场, 时间复杂度也为 $O(n^3)$, 因此模型的整体时间复杂度为 $O(n^3)$ 。

5 实验结果及分析

为验证上述群体局部动力学分析的有效性, 组织了 2 组实验: 第 1 组使用 UCSD 数据集^[13]验证群体密度、速度、流量及其关系, 第 2 组使用 UCSD、PETS'09^[15] 和 UMN^[16] 三个数据集进行群体异常检测的对比实验。

5.1 群体密度、速度、流量及其关系

UCSD 数据集由 2 个图像序列集组成, 又各自分为训练集和测试集。实验前对数据进行了平滑处理, 将连续 3 帧图像相加后取均值生成新的图像以滤除噪声, 得到新图像序列。视频场景为校园内动态人群, 包含动态的树丛、草地等。图像尺寸为 m

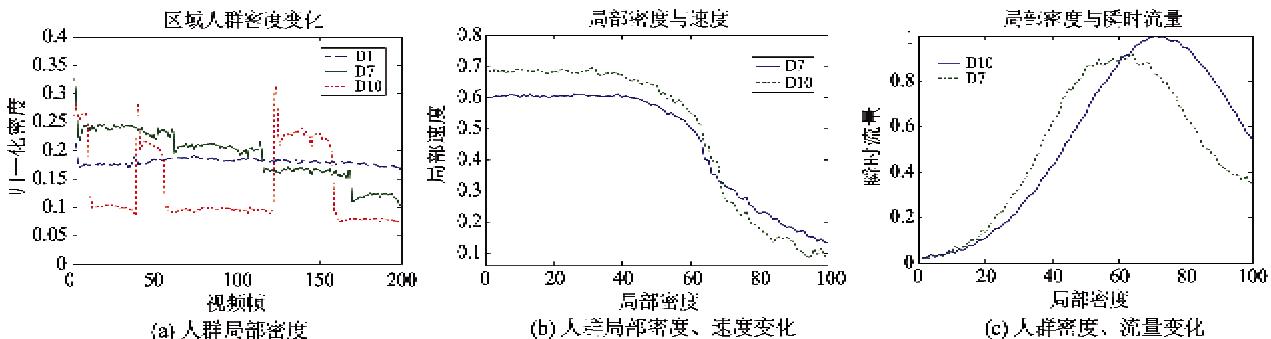


图 3 人群局部密度、速度及流量关系

5.2 异常检测

对于图像序列而言异常包括时间域异常和空间域异常。时间域异常检测是使用正样本学习后把观测序列中表现为低概率的状态检测出来, 而空间域异常检测则是将异常定位。图 4(a) 对应 UCSD 数

= 158×238 个像素, 划分为 12 个单元格 D_1, \dots, D_{12} , 即 $c = 12$ 。计算区域内平均速度时小图像片大小为 $q \times q = 3 \times 3$ 个像素。区域的标准面积为 $S = 9\text{m}^2$, 每平方米的最大人数为 $P = 6$ 人。

将所有速度不为 0 的移出与移入 D_i 的 Patch_i^j 的像素数量之差作为 D_i 的流量估计值, 选取 3 个典型单元格考察人群密度和移动速度及其二者之间的关系。如图 2(a) 中单元格 D_1, D_7, D_{10} , 对应的仿射变换系数分别为 $\lambda_1 = 1.61, \lambda_7 = 1.27, \lambda_{10} = 1.0$ 。其中 D_1 为无行人的树丛, D_7, D_{10} 为行人较多的路面; 空间滤波器采用主分量集合^[7], 其元素数量范围为 $n = 5 \sim 30$, 纹理种类数量为 $K = 10$ 种。实验结果如图 3 所示。

在图 3(a) 中图像区域 D_1 对应的密度曲线最为平稳, 说明对应的树丛的纹理变化非常小, 而区域 D_7, D_{10} 的密度曲线呈现阶段性平稳的特点, 反映了人群密度的变化情况。在各曲线的起始位置及密度发生较大变化的区间起始位置, 各曲线都有一个突起现象, 原因在于滤波器因状态转换需要迭代步骤进行调整造成密度估计不准确。这个过程很短, 只需 3~5 帧图像即可。图 3(b)、图 3(c) 对应区域 D_7, D_{10} 中行人移动速度和瞬时流量随人群密度增加而发生变化的情况。可见当人群局部密度上升到一定程度人群局部速度必然会下降, 而此时人群流量也从峰值开始回落。当密度达到极限值时会产生滞塞现象甚至会发生危险。因所选图像序列为校园街路监控视频, 没有完全堵塞的状况发生, 故局部速度和流量即使在人群密度很大时依然不为 0。

据集的异常检测实验, 其中数据集 1 有 34 个训练视频和 36 个测试视频, 数据集 2 有 16 个训练视频和 12 个测试视频。采用平均误差率作为评价标准, 将本文方法与直接混合动态纹理方法^[17]、社会力模型^[18] 及混合光流模型^[19] 进行了比较。该数集下

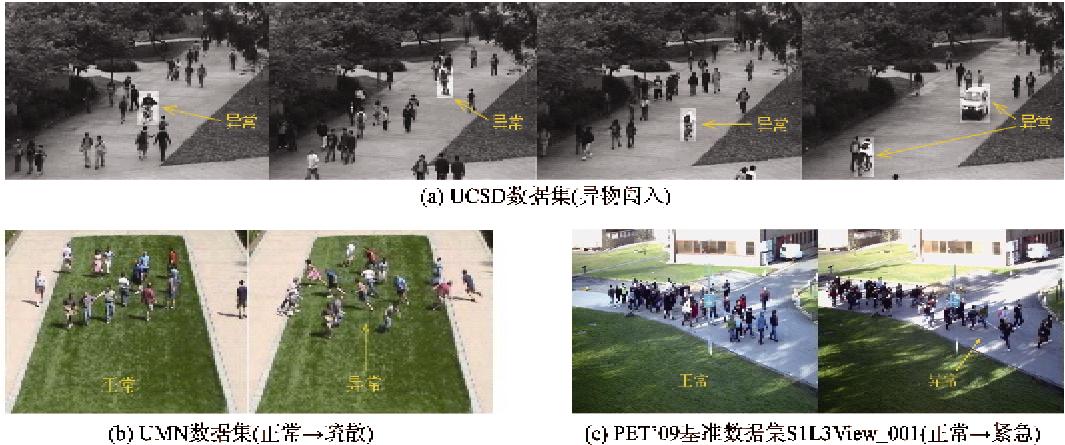


图 4 检测群体异常事件

异常定义为在人行道上会给行人造成危险的物体,如骑自行车、滑轮滑的人和机动车辆。实验结果见表 1,其中前 3 项实验数据引自文献[17]。从实验结果看本文方法的平均误差率小于其它方法,原因在于本文方法对每个局部区域(单元格)的图像序列都建模进行动力学分析,每个模型训练后都拥有最适合所代表的那个局部区域的模型参数,可较准确地反映该区域的实际状态,因而异常事件检测的误差率相对较低。

表 1 异常检测结果(平均误差率%)

数据集	社会力模型 ^[18]	混合光流模型 ^[19]	直接动态纹理法 ^[17]	本文方法
UCSD Test01	31	40	25	23
UCSD Test02	42	30	25	21
平均	36.5	35	25	22

另一类常见的异常场景是紧急疏散,图 4(b)和图 4(c)分别为 UMN、PETS '09 数据集上的疏散和紧急情况异常检测实验。采集 UMN 数据集的前 150 帧、PETS '09 S1L3View_001 前 45 帧图像并标签人群密度作为训练集 T 使用。紧急疏散时场景中人群速度变化明显易于检测,上述各方法都收到了较好的检测效果。因本文方法给出了场景中速度、密度和流量之间的关系,可进一步用于分析场景的疏散能力,为制定紧急预案提供参考。

6 结 论

群体行为的不确定性使得对具有自组织运动特

性的人群进行状态分析存在诸多困难。本文对监控视频中群体的密度场、速度场和流量场进行研究,提出了一种无需前景分割的群体局部状态分析方法。采用两级区域划分法分别建立局部动态系统和计算局部区域运动速度,建立了局部区域的人群密度、速度及流量之间的关系模型,并进一步给出了局部动力学分析结果的典型应用。实验证明,本文方法可有效描绘群体局部密度、速度之间的关系,预测依赖于时间的人群状态的缓慢变化,实现检测和定位人群局部异常状态,达到差别化智能监控的目的。

参 考 文 献

- [1] Helbing D, Molnár P, Farkas I J, et al. Self-organizing pedestrian movement. *Environment and Planning B: Planning and Design*, 2001, 28(3): 361-383
- [2] Tu P, Sebastian T, Doretto G, et al. Unified crowd segmentation. *Lecture Notes in Computer Science*, Springer, 2008, 5305: 691-704
- [3] Hughes R L. A continuum theory for the flow of pedestrians. *Transportation Research Part B: Methodological*, 2002, 36(6): 507-535
- [4] Zhu S, Wu Y, Mumford D. Minimax entropy principle and its application to texture modeling. *Neural Computation*, 1997, 9: 1627-1660
- [5] Doretto G, Chiuso A, Wu Y N, et al. Dynamic textures. *International Journal of Computer Vision*, 2003, 51(2): 91-109
- [6] Zhong J, Sclaroff S. Segmenting foreground objects from a dynamic textured background via a robust Kalman filter. In: Proceedings of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision, Nice, France, 2003. 44-50
- [7] Chan A B, Vasconcelos N. Mixtures of dynamic textures. In: Proceedings of the 10th IEEE International Confer-

- ence on Computer Vision, Beijing, China, 2005. 1. 641-647
- [8] Chan A B, Vasconcelos N. Modeling, clustering, and segmenting video with mixtures of dynamic textures. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(5) : 909-926
- [9] Ali S, Shah M. A Lagrangian particle dynamics approach for crowd flow segmentation and stability analysis. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Chicago, USA, 2007. 1-6
- [10] Helbing D, Molnar P. Social force model of pedestrian dynamics. *Physical Review*, 1995, (51) : 4282-4286
- [11] Mehran R, Shah M. Abnormal crowd behavior detection using social force model. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Florida, USA, 2009. 935-942
- [12] Horn B K P, Schunck B G. Determining optical flow. *Artificial Intelligence*, 1981, 17: 185-203
- [13] Mahadevan V, Li W, Bhalodia V, et al. <http://www.svcl.ucsd.edu/projects/>: Statistical Visual Computing Lab, 2010
- [14] Martin R. A metric for ARMA processes. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2000, 48(4) :1164-1170
- [15] <http://www.cvg.rdg.ac.uk/PETS2009/a.html#s0>
- [16] <http://mha.cs.umn.edu/Movies/Crowd-Activity-All.avi>
- [17] Mahadevan V, Li W, Bhalodia V, et al. Anomaly detection in crowded scenes. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, USA, 2010. 1975-1981
- [18] Mehran M, Oyama A, Shah M. Abnormal crowd behavior detection using social force model. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Florida, USA, 2009. 935-942
- [19] Kim J, Grauman K. Observe locally, infer globally: A space-time MRF for detecting abnormal activities with incremental updates. In: Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Florida, USA, 2009. 2921-2928

Dynamics analysis for local crowd state without foreground segmentation

Zhu Hailong, Wu Rui, Liu Peng, Tang Xianglong

(School of Computer Science and Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract

Considering that a static background model can not be used to precisely confirm the crowd state in a complex scene of surveillance video due to its poor adaptability, a scheme for dynamics analysis of local crowd state without foreground segmentation is proposed. The scheme handles local blocks in consecutive frames in the space-time domain as a linear dynamic system (LDS), and employs the mixture dynamic texture algorithm to classify them to estimate the crowd density; uses a main path tracking method to evaluate the crowd velocity; models the LDS by partial differential equations to describe the variation relation between the density field, velocity field and flow quantity field. The experimental results show that the proposed scheme can be used to perform quantitative analysis on the crowd state, as well as on the changing trend. The result of state analysis can be used to detect the anomaly events in a crowd exactly.

Key words: video analysis, mixture of dynamic texture, dynamics of crowd, abnormality detection