

DOI:10.13203/j.whugis.20160080



文章编号:1671-8860(2017)01-0070-07

顾及轨迹地理方向的监控视频浓缩方法

解愉嘉^{1,2,3} 刘学军^{1,2,3}

1 南京师范大学虚拟地理环境教育部重点实验室,江苏 南京,210023

2 江苏省地理环境演化国家重点实验室培育建设点,江苏 南京,210023

3 江苏省地理信息资源开发与利用协同创新中心,江苏 南京,210023

摘要:针对视频浓缩研究未引入运动目标轨迹地理方向进行分析,所实现的可视化效果不能区分表达不同轨迹方向的运动目标的问题,提出了顾及轨迹地理方向的监控视频浓缩方法。该方法使用单应模型将运动目标轨迹由图像空间映射至地理空间,利用属性阈值聚类(quality threshold clustering, QT)算法对轨迹出入口进行聚类,实现轨迹地理方向分析。在对轨迹进行映射聚类处理的基础上,通过选取虚拟场景视点实现视频浓缩背景构建,生成轨迹类拟合中心线作为运动目标显示轨迹,并通过构建轨迹类表达模型实现运动目标显示排序,最终实现视频浓缩构建。实验结果表明,该方法能依据轨迹地理方向对运动目标进行区分表达,并能灵活调整不同轨迹类的表达策略。

关键词:视频轨迹;地理方向;监控视频;视频浓缩

中图法分类号:P208

文献标志码:A

随着监控摄像机在全球范围内的广泛使用,每天都在产生着海量的监控视频数据。为方便对监控视频进行高效浏览分析,需要进行视频浓缩处理。如何在视频浓缩中有效表达运动目标的时空行为,以方便监控人员理解视频内容已变得愈发重要。

为满足上述需求,当前的研究主要通过采用浓缩构建模式改进、表达效果优化等方法来进行探索。视频浓缩构建模式大致可分为静态视频浓缩^[1-2]、动态视频浓缩^[3-5]和混合视频浓缩^[6]3大类。上述视频浓缩模式均在图像空间中实现,仅能表达视频运动目标在图像空间中的运动情况,无法有效展现运动目标的地理空间运动情况。

视频浓缩表达效果优化是通过对浓缩方法进行改良来实现的,大致可分为运动目标本体构建优化^[7-9]、运动目标展现序列优化^[10-13]、运动目标时空位置优化^[14-16]和视频背景优化^[17]4类。其中,运动目标本体构建优化的目的是提高浓缩视频中运动目标的生成效率,运动目标展现序列与时空位置优化的目的是为减少运动目标的碰撞表达,视频背景优化目的是准确重现原始视频场景。

上述视频浓缩效果优化方法未引入运动目标轨迹地理方向进行分析,所实现的优化效果并不能有效区分运动目标轨迹的地理方向,且难以根据监控系统使用者的观览需求有效调整运动目标的表达策略。

针对传统浓缩方法存在的问题,本文提出了顾及轨迹地理方向的监控视频浓缩方法(见图1)。区别于传统的图像空间视频浓缩方法,该方法将运动目标轨迹映射于地理空间,使用虚拟地理场景为背景实现视频浓缩。另一方面,该方法以运动目标轨迹映射聚类的方式实现轨迹地理方向分析,以含有地理方向语义信息的轨迹类为基本单元在虚拟场景模型中进行视频浓缩表达。

1 轨迹地理方向分析

由于视频浓缩需要在较短的时间内集中地表达运动目标,而运动目标轨迹是杂乱、随机的,将运动目标子图按原空间位置投影于虚拟场景中表达会造成运动目标拥挤、时序混乱等问题,妨碍了观看者对视频内容的有效理解。为了使浓缩结果

收稿日期:2016-05-16

项目资助:公安部科技强警基础工作专项(2014GABJC009);国家科技支撑计划(2012BAH35B02);江苏省优势学科建设项目(164320H116)。

第一作者:解愉嘉,博士生,研究方向为视频GIS。xieyujia11@hotmail.com; 1552688946@qq.com

通讯作者:刘学军,博士,教授。liuxuejun@njnu.edu.cn

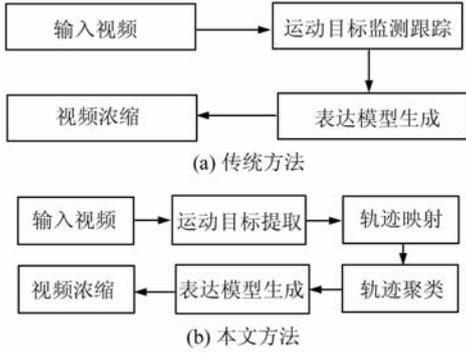


图 1 不同视频浓缩方法技术流程比较
Fig. 1 Comparison of Technological Processes Between Different Video Synopsis

具有视觉友好性,需要简化运动目标信息表达方式。本文对轨迹进行空间映射,根据轨迹在相机视域中进出位置的地理方向进行聚类处理,获得具有相似地理方向的轨迹类,作为视频浓缩的构建基础。

1.1 轨迹映射

为将运动目标轨迹有效地标记于地理空间中,需要构建图像-地理空间映射模型。本文采用单应法构建该映射模型。基于地理空间中相机视域范围内地面平坦的假设,设单应矩阵 M 为:

$$M = \begin{bmatrix} k_1 & k_2 & t_x \\ k_3 & k_4 & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

每个图像中像素坐标点 $(x_{i,j}, y_{i,j})$ 所对应的地理空间坐标 $(X_{i,j}, Y_{i,j})$ 可由下式求解:

$$\begin{bmatrix} X_{i,j} \\ Y_{i,j} \\ 1 \end{bmatrix} = M \begin{bmatrix} x_{i,j} \\ y_{i,j} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

通过预先标定的至少 3 组图像空间坐标点和对应的地理空间坐标点,求解 M 中的参数 $k_1, k_2, k_3, k_4, t_x, t_y$, 实现 M 的求解。

对监控视频进行运动目标检测跟踪,获取一段时间内视频中所有的运动目标轨迹与运动目标帧子图集合 P 。将运动目标轨迹映射于地理空间后,获得地理空间的运动目标轨迹集合 T 。

$$P = \{I_{i,j}, (i = 1, 2, \dots, N), (j = 1, 2, \dots, n)\} \quad (3)$$

$$T = \{T_i, (i = 1, 2, \dots, N)\} \quad (4)$$

$$T_i = \{t_i(X_{i,j}, Y_{i,j}), (j = 1, 2, \dots, n)\} \quad (5)$$

式中, $I_{i,j}$ 表示单个运动目标帧子图; T_i 表示每个运动目标的地理空间轨迹; N 表示运动目标个数; n 表示单个运动目标位置采样点的个数。

1.2 轨迹聚类

为了对地理方向不同的运动目标轨迹进行区

分表达,需要在视频浓缩前对轨迹进行分类。具体而言,为了使轨迹分类结果对不同的场景具有通用性,需要使用聚类而非先验知识分类方法对轨迹分类。由于轨迹出入口的分类数目预先不可知,本文采用不需要预先指定聚类个数的属性阈值聚类(quality threshold clustering, QT)方法对轨迹进行聚类处理。

本文选用轨迹的出入口地理空间位置点作为聚类对象。由已知的运动目标轨迹集合 T_i , 求解运动目标轨迹类集合 Ψ 。对 $\forall T_i$, 记其入口点为 $t_{i,0}$, 出口点为 $t_{i,n}$ 。记所有轨迹入口集合为 t_φ , 所有轨迹出口集合为 t_ω , 它们定义为:

$$t_\varphi = \{t_{i,0}, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (6)$$

$$t_\omega = \{t_{i,n}, i = 1, 2, \dots, N\} \quad (7)$$

如图 2 所示,以两个运动目标入口位置点 $t_{i,0}, t_{j,0}$ 与相机视域四边形 R 的中心点 t_c 的夹角 α 作为轨迹出入口相似性度量标准,对 t_φ 与 t_ω 中的元素分别进行聚类。 α 的定义为:

$$\alpha = \cos^{-1} \angle(t_c, t_{i,0}, t_{j,0}) \quad (8)$$

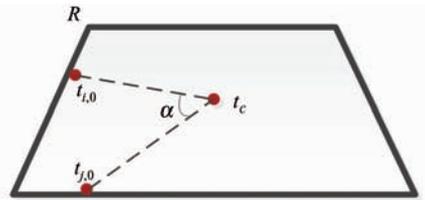


图 2 视域四边形、中心点与轨迹出入口位置关系
Fig. 2 Positional Relationship Among the Geospatial Sight Quadrilateral, the Central Point and Entry/Exit Point of the Trajectories

将聚类半径角度阈值预设设为 α_c , 使用 QT 聚类算法^[18]对轨迹入口集合与轨迹出口集合分别进行聚类处理,最终获得轨迹入口类与出口类集合,记为 $\Psi_\varphi, \Psi_\omega$ 。对 $\Psi_\varphi, \Psi_\omega$ 进行同轨迹匹配处理,获得运动目标轨迹类集合 Ψ 。 Ψ 定义为:

$$\Psi = \{c_\lambda, (c_\lambda = \{T_\epsilon, (\epsilon = 0, \dots, \rho)\}, \lambda = 1, 2, \dots, \kappa)\} \quad (9)$$

其中, κ 表示由出入口聚类结果匹配获得的轨迹类数; ρ 表示第 ϵ 类中轨迹元素数。

2 视频浓缩表达

为了在浓缩过程中对运动目标进行区分性表达并有效展现运动目标轨迹的地理方向,需要展开如下工作:选取虚拟场景视点,构建轨迹类拟合中心线,以含有地理方向的轨迹类作为基本表达单元构建特定的表达模型,以在虚拟地理场景空

间实现视频浓缩表达。将视频运动目标子图加入虚拟地理场景中进行合成显示,实现了视频信息(实景)对虚拟场景(虚景)的增强表达。

2.1 运动目标显示背景

为了有效还原视频背景,需要创建虚拟场景视点。在监控相机的地理空间位置与姿态固定的前提下,在虚拟场景中选择合适的相机位置与视线方向,获得相应的虚拟场景局部范围可视化效果,作为视频浓缩背景部分。对拍摄场景进行实地量测,获得相机的地理空间位置坐标 t_y 。结合映射矩阵 M 、图像中心的地理空间映射点 t_c ,以 t_y 为虚拟场景中的相机定位点,以向量 $\vec{t_y t_c}$ 为虚拟相机的视线,确定需要显示的虚拟场景局部区域(见图3)。

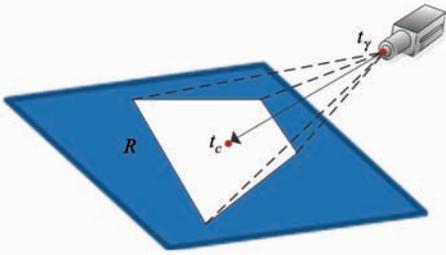


图3 虚拟场景视点选取

Fig. 3 Virtual Scene Viewpoint Selection

2.2 运动目标显示轨迹

为使运动目标帧子图有序展现于含有明确地理方向的轨迹类中,需要构建轨迹类拟合中线。以轨迹类拟合中心线作为同类运动目标的公用显示轨迹,实现运动目标表达。

记每个运动目标轨迹类 c_λ ,对应的拟合中心线为 L_λ (见图4)。 L_λ 的定义为:

$$L_\lambda = \{t_{\lambda,\varphi}, t_{\lambda,\omega}, f_\lambda\} \quad (10)$$

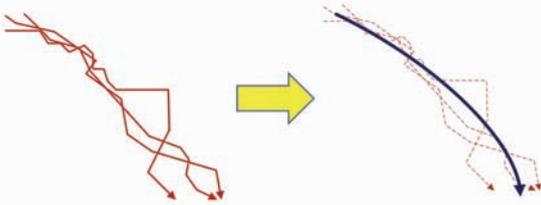


图4 轨迹类拟合中心线与原始运动目标轨迹散点曲线集空间关系

Fig. 4 Positional Relationship Between the Original Scatterplot Trajectories and the Fitting Centerline

式中, $t_{\lambda,\varphi}$ 为拟合中心线起点; $t_{\lambda,\omega}$ 为拟合中心线终点; f_λ 为拟合中心线多项式系数集。 f_λ 定义为:

$$f_\lambda = \{\sigma_{\lambda,i}, i = 1, \dots, O\} \quad (11)$$

式中, $\sigma_{\lambda,i}$ 代表拟合多项式的系数; O 代表拟合多

项式的阶数。为求得 L_λ ,需要对其中的元素分别求解。对 $t_{\lambda,\varphi}$ 与 $t_{\lambda,\omega}$,采用直接对轨迹类中所有轨迹首尾点求重心的方法求得:

$$t_{\lambda,\varphi} = \left(\sum_{\epsilon=0}^{\rho} x_{\lambda,\epsilon,1} / \rho, \sum_{\epsilon=0}^{\rho} y_{\lambda,\epsilon,1} / \rho \right) \quad (12)$$

$$t_{\lambda,\omega} = \left(\sum_{\epsilon=0}^{\rho} x_{\lambda,\epsilon,N} / \rho, \sum_{\epsilon=0}^{\rho} y_{\lambda,\epsilon,N} / \rho \right) \quad (13)$$

对当前轨迹类 c_λ 中的每条轨迹所有采样点地理位置坐标进行最小二乘法多项式拟合,获得轨迹的拟合多项式系数集 $f_{\lambda,\epsilon}$ 。 $f_{\lambda,\epsilon}$ 的定义为:

$$f_{\lambda,\epsilon} = \{\sigma_{\lambda,\epsilon,i}, i = 1, \dots, O\}, \epsilon = 0, \dots, \rho \quad (14)$$

式中, ρ 为轨迹类 c_λ 中的元素数。之后对单个轨迹拟合系数集 $f_{\lambda,\epsilon}$ 中相应位置的元素 $\sigma_{\lambda,\epsilon,i}$ 求均值,获得拟合中心线多项式的相应位置的元素 $\sigma_{\lambda,i}$,求得拟合中心线系数集 f_λ :

$$f_\lambda = [\sigma_{\lambda,i}] = \left[\frac{\sum_{\epsilon=0}^{\rho} \sigma_{\lambda,\epsilon,i}}{\rho} \right], i = 1, \dots, O \quad (15)$$

2.3 运动目标显示次序

完成了虚拟场景视点创建与轨迹类拟合中心线构建后,在轨迹类拟合中心线上动态地显示运动目标子图,实现视频浓缩。

在实现了轨迹聚类的前提下,运动目标子图集合 P 的表达方式也随之变化为:

$$\begin{cases} P = \{P_\lambda, \lambda = 1, 2, \dots, \kappa\} \\ P_\lambda = \{P_{\lambda,\epsilon}, \epsilon = 0, \dots, \rho\} \\ P_{\lambda,\epsilon} = \{I_{(\lambda,\epsilon),j}, j = 1, 2, \dots, u_\epsilon\} \end{cases} \quad (16)$$

式中, κ 代表轨迹类数; P_λ 为第 λ 个轨迹类中所有运动目标子图集合; ρ 代表第 λ 个轨迹类中的运动目标数; $P_{\lambda,\epsilon}$ 为第 λ 个轨迹类中第 ϵ 个运动目标的子图集合; u_ϵ 代表第 λ 个轨迹类中第 ϵ 个运动目标的子图个数。

在轨迹类编号 λ 确定时,首先在 P_λ 中对运动目标编号 ϵ 从0依次取至 ρ ,获得运动目标子图集合组 $\{P_{\lambda,0}, \dots, P_{\lambda,\rho}\}$,继而依次在运动目标编号 ϵ 确定时,在每个子图集合 $P_{\lambda,\epsilon}$ 中对子图编号 j 从0依次取至 u_ϵ ,获得每个运动目标子图 $I_{(\lambda,\epsilon),j}$,显示于虚拟场景中。

在运动目标子图 $I_{(\lambda,\epsilon),j}$ 显示过程中,有两个问题需要解决:运动目标子图在虚拟地理场景的显示位置问题和不同运动目标的子图显示同步性问题。为确定运动目标子图的显示位置,对每个运动目标子图 $I_{(\lambda,\epsilon),j}$,记其在虚拟地理场景中的定位点为 $p_{(\lambda,\epsilon),j}, p_{(\lambda,\epsilon),j}$ 的在虚拟地理场景中的平面坐标为:

$$p_{(\lambda, \epsilon), j} = (X_{\lambda, n}, Y_{\lambda, n}) \quad (17)$$

$$n = \lceil \left(\frac{j}{\nu} N \right) \rceil \quad (18)$$

式中, λ 为轨迹类序号; N 指轨迹类拟合中心线的显示采样点个数; ν 指运动目标子图个数; j 指运动目标当前子图序号; \lceil 表示左取整处理。

运动目标子图显示同步性包括同轨迹类中不同运动目标的子图显示同步性, 和不同轨迹类运动目标的显示同步型。为解决此问题, 本文引入运动目标显示同步率 R_O 与轨迹类显示同步率 R_C 两个参数区分不同的子图显示模式:

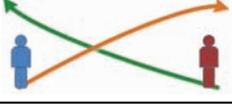
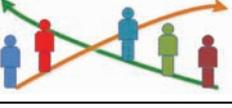
$$R_O = \{0, 1\} \quad (19)$$

$$R_C = \{0, 1\} \quad (20)$$

式中, R_O 表示单个轨迹类中不同运动目标子图的显示同步率; R_C 表示不同轨迹类中, 运动目标子图的显示同步率。 R_O 与 R_C 的取值情况和其所对应的视频浓缩模式示意图如表 1 所示。

表 1 轨迹类信息表达模式

Tab. 1 Expression Patterns of the Trajectory Clusters

R_C	R_O	
	0	1
0		
1		

其中, $R_O=0$ 时, 每个运动目标轨迹类每次仅展现一个运动目标子图, 上一个运动目标的所有子图全部表达完后再显示下一个运动目标的所有帧子图; $R_O=1$ 时, 将每个轨迹类中的多个运动目标按它们在原始视频中出现的顺序依次显示。 $R_C=0$ 时, 每次在虚拟场景中仅显示一个轨迹类的运动目标子图; $R_C=1$ 时, 每次在虚拟场景中显示多个轨迹类的运动目标子图。

子图最小显示帧间隔数 μ 为一个交互界定参数。当 μ 的取值确定后, 同一轨迹类中时序相邻的两个运动目标子图 $I_{(\lambda, \epsilon_0), j}, I_{(\lambda, \epsilon_0+1), j}$ 在虚拟场景中显示的实际帧间隔数 $\mu_{\lambda, \epsilon_0}$ (见图 5) 的计算方法为:

$$\mu_{\lambda, \epsilon_0} = \max(\nu_{\epsilon} - \nu_{\epsilon+1} + \mu, \mu) \quad (21)$$

式中, ν_{ϵ} 指第 ϵ 个运动目标的帧子图数; $\nu_{\epsilon+1}$ 指第 $\epsilon+1$ 个运动目标的帧子图数。

3 实验结果与分析

本文通过预先实地量测的方式确定相机位

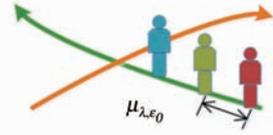


图 5 运动目标显示帧间隔数

Fig. 5 Number of Expressing Interval Frames of Moving Targets

置, 通过使用单应矩阵法构建视频-地理场景映射模型, 获得相机的地理空间视域四边形。实验视频为一段分辨率 $1\,440 \times 1\,080$ 像素的监控视频, 共 8 045 帧。相关的实验结果通过使用 arcengine 组件库进行可视化表达, 其中运动目标聚类实验结果在 map 控件中显示, 视频浓缩表达实验结果在 scene 控件中显示。

对监控视频进行运动目标检测跟踪, 提取每个运动目标的轨迹。在对运动目标轨迹出入口进行聚类的 QT 算法中, 本文设定轨迹类出入口的聚类半径阈值 $\alpha_r = 22.5^\circ$ 。对入口与出口点进行聚类处理, 获得轨迹入口类集合和出口类集合。之后, 将具有相同入口与出口聚类编号的轨迹聚为同类轨迹, 获得轨迹类集合 (见图 6)。从轨迹聚类结果可以看出, 经 QT 算法处理获得的运动目标轨迹类, 具有明显的地理方向。如轨迹类①表达一类自西至东的运动目标轨迹, 轨迹类②表达一类自西南至东的运动目标轨迹, 轨迹类③表达一类自东至西的运动目标轨迹, 轨迹类④表达一类自东至西南的运动目标轨迹。轨迹聚类实验提取了含有相似地理方向的运动目标轨迹, 有利于在视频浓缩过程中对运动目标进行区分性表达。

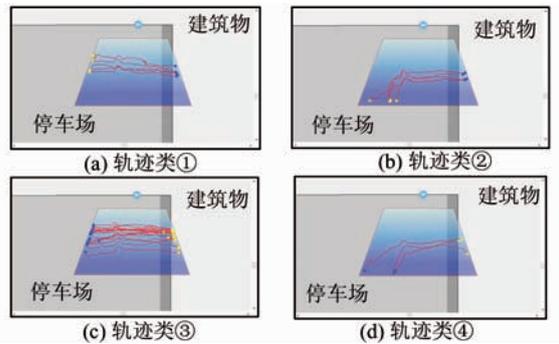


图 6 轨迹聚类结果

Fig. 6 Trajectory Clustering Results

对每个轨迹类分别求拟合中心线, 并在虚拟地理场景中显示。在最小显示帧间隔数 μ 为定值 20 的情况下, 对运动目标子图显示同步率参数 R_O, R_C 分别进行不同的取值, 获得了相应的视频

浓缩结果(见图7)。图7(a)表示在地理空间中自东向西的运动目标进行逐个显示的结果,图7(b)表示在地理空间中自东向西的运动目标进行集中显示,图7(c)表示对地理空间中不同运动方向的运动目标依照所属的轨迹类逐个显示,图7(d)表示对地理空间中不同运动方向的运动目标依照所属的轨迹类进行密集显示。进一步,以 $R_O=1, R_C=0$ 这种参数取值情况为例,通过对子图最小显示帧间隔数 μ 分别取不同的值,获得相应的视频浓缩结果(见图8)。图8表达了在地理空间中自东向西的运动目标,通过取不同最小显示帧间隔数进行集中表达的视频浓缩结果。

对同一段视频,进行图像空间视频浓缩与无轨迹聚类虚拟地理场景视频浓缩,将所获得的可视化结果(如图9所示,仅显示前2000帧的运动目标)与本文方法获得的视频浓缩结果(如图7所

示)进行比对分析。从结果可以看出,图像空间视频浓缩与无轨迹聚类地理场景视频浓缩的可视化效果存在运动目标显示拥挤、运动目标显示时序结构性混乱、不同运动方向运动目标无法区分表达的问题。

上述实验结果表明,本文所述视频浓缩方法相比于图像空间视频浓缩与无轨迹聚类虚拟地理场景视频浓缩,有几个方面的优势:

- 1) 运动目标得以依照轨迹的地理方向进行分类。
- 2) 运动目标之间拥有确定的显示间隔,可避免运动目标显示拥挤的问题。
- 3) 同轨迹类运动目标在的时序结构在浓缩过程中得以保留。
- 4) 不同轨迹类在浓缩过程中可进行区分性表达,并可灵活调整不同轨迹类的同步表达策略。

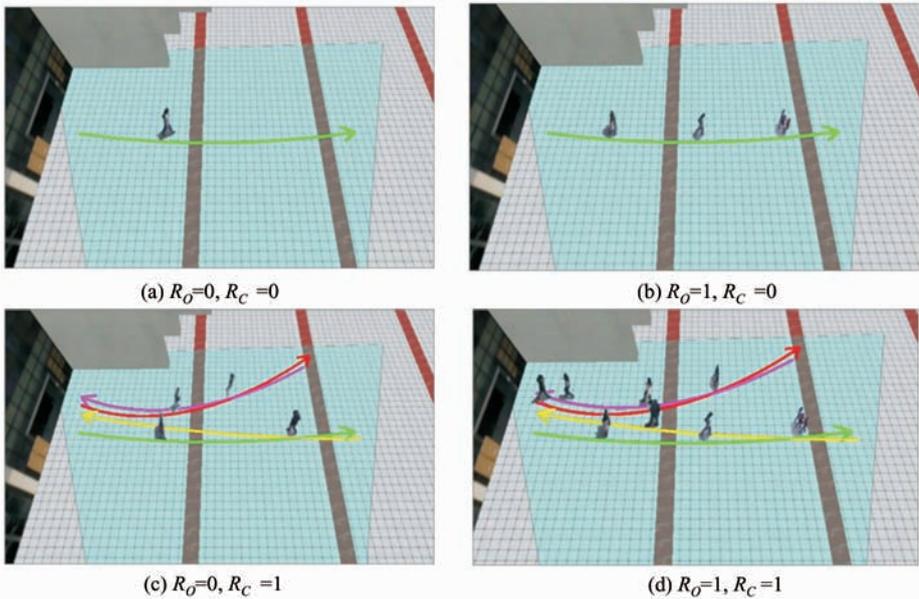


图7 视频浓缩结果($\mu=20$)

Fig. 7 Results of Video Synopsis ($\mu=20$)

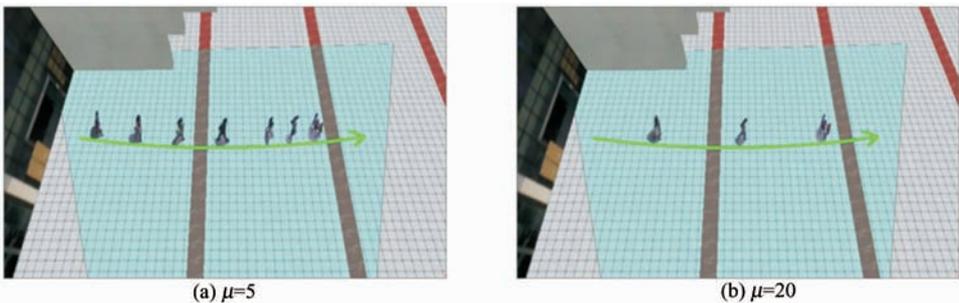


图8 视频浓缩结果($R_O=1, R_C=0$)

Fig. 8 Results of Video Synopsis $R_O=1, R_C=0$

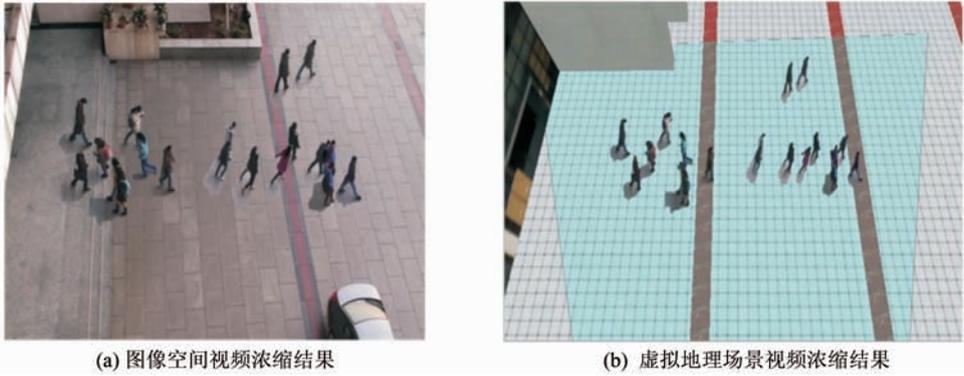


图 9 未进行轨迹聚类处理的视频浓缩结果

Fig. 9 Results of Video Synopsis Without Trajectory Clustering

4 结 语

本文通过提出顾及轨迹地理方向的监控视频浓缩方法,以运动目标轨迹映射聚类的方式,实现轨迹地理方向分析;以含有地理方向的轨迹类为基本单元在虚拟场景模型中进行视频浓缩,实现了轨迹地理方向表达。实验结果证明了该方法能够有效分析轨迹地理方向,能依据轨迹地理方向的不同对运动目标区分表达,并灵活调整运动目标的表达策略。进一步的研究将考虑构建有效的地理空间多路视频浓缩方法。

参 考 文 献

- [1] Li C, Wu Y T, Yu S S, et al. Motion-Focusing Key Frame Extraction and Video Summarization for Lane Surveillance System[C]. The 16th IEEE International Conference on Image Processing, Cairo, Egypt, 2009
- [2] Fu W, Wang J, Zhu X, et al. Video Reshuffling with Narratives Toward Effective Video Browsing [C]. The 6th International Conference on Image and Graphics, Berlin, Germany, 2011
- [3] Chiang C C, Yang H F. Quick Browsing and Retrieval for Surveillance Videos [J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2015, 74(9): 2 861-2 877
- [4] Huang C R, Chen H C, Chung P C. Online Surveillance Video Synopsis[C]. International Symposium on Circuits and Systems, Carrara, Australia, 2012
- [5] Pritch Y, Rav-Acha A, Gutman A, et al. Webcam Synopsis: Peeking Around the World[C]. The 11th International Conference on Computer Vision, Rio de Janeiro, Brazil, 2007
- [6] Sun L, Ai H, Lao S. The Dynamic VideoBook: A Hierarchical Summarization for Surveillance Video [C]. The 20th IEEE International Conference on Image Processing, Melbourne, Australia, 2013
- [7] Wang S, Liu H, Xie D, et al. A Novel Scheme to Code Object Flags for Video Synopsis[C]. Visual Communications and Image Processing, San Diego, USA, 2012
- [8] Wang S, Yang J, Zhao Y, et al. A Surveillance Video Analysis and Storage Scheme for Scalable Synopsis Browsing[C]. International Conference on Computer Vision Workshops, Barcelona, Spain, 2011
- [9] Wang S Z, Wang Z Y, Hu R. Surveillance Video Synopsis in the Compressed Domain for Fast Video Browsing[J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2013, 24(8): 1 431-1 442
- [10] Feng S, Lei Z, Yi D, et al. Online Content-Aware Video Condensation[C]. International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, USA, 2012
- [11] Xu M, Li S Z, Li B, et al. A Set Theoretical Method for Video Synopsis[C]. The 1st International Conference on Multimedia Information Retrieval, Vancouver, Canada, 2008
- [12] Fu W, Wang J, Gui L, et al. Online Video Synopsis of Structured Motion [J]. *Neurocomputing*, 2014, 135: 155-162
- [13] Lu S P, Zhang S H, Wei J, et al. Timeline Editing of Objects in Video[J]. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2013, 19(7): 1 218-1 227
- [14] Sun L, Xing J, Ai H, et al. A Tracking Based Fast Online Complete Video Synopsis Approach [C]. The 21st International Conference on Pattern Recognition, Tsukuba, Japan, 2012
- [15] Nie Y, Xiao C, Sun H, et al. Compact Video Synopsis via Global Spatiotemporal Optimization [J].

IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2013, 19(10): 1 664-1 676

- [16] Kasamwattananarote S, Cooharajanane N, Satoh S, et al. Real Time Tunnel Based Video Summarization using Direct Shift Collision Detection[M]. Berlin, Heidelberg: Springer, 2010
- [17] Feng S, Liao S, Yuan Z, et al. Online Principal

Background Selection for Video Synopsis[C]. The 20th International Conference on Pattern Recognition, Istanbul, Turkey, 2010

- [18] Heyer L J, Kruglyak S, Yooseph S. Exploring Expression Data: Identification and Analysis of Coexpressed Genes[J]. *Genome Research*, 1999, 9(11): 1 106-1 115

Surveillance Video Synopsis Considering Trajectory Geographic Direction

XIE Yujia^{1,2,3} LIU Xuejun^{1,2,3}

1 Key Laboratory of Virtual Geographic Environment, Ministry of Education, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China

2 State Key Laboratory Cultivation Base of Geographical Environment Evolution (Jiangsu Province), Nanjing 210023, China

3 Jiangsu Center for Collaborative Innovation in Geographical Information Resource Development and Application, Nanjing 210023, China

Abstract: Video synopsis lack trajectory geographic direction analysis, thus visual effects cannot distinguish moving object trajectories. To solve this problem, we present a novel approach called surveillance video synopsis that considers the geographic direction of object trajectories. In the approach, a homographic model is used for mapping the trajectory from image space to geographic space, and the trajectory analysis of geographic direction is carried out by clustering trajectories. Based on this mapping and clustering, a video synopsis background is built by selecting the virtual scene viewpoint, the display trajectories of moving objects are determined by the fitting centerline, and the order of expression is determined by creating an expression model of the cluster. Then the video synopsis is carried out. By conducting several experiments, the effectiveness and flexibility of the approach was validated.

Key words: video trajectory; geographic direction; surveillance video; video synopsis

First author: XIE Yujia, PhD candidate, specializes in Video-GIS. E-mail: xieyujia11@hotmail.com, 1552688946@qq.com

Corresponding author: LIU Xuejun, PhD, professor. E-mail: liuxuejun@njnu.edu.cn

Foundation support: The Basic Work on Enforced Police Funded by Specifically Program of Ministry of Public Security, No. 2014GABJC009; the National Science and Technology Support Program, No. 2012BAH35B02; the Priority Academic Program Development of Jiangsu Higher Education Institution, No. 164320H116.