

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2012 3
Vol.17 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2012年3月 第17卷 第3期(总第191期)

目次

图像处理和编码

- 摄影测量共线方程的单位四元数描述 杨化超,卢晓攀,王永波,姚国标(301)
- 分形压缩感知高维信号重构方法 刘佶鑫,孙权森(309)
- 自适应子矢量划分的快速码字搜索算法 吴鑫鹏,潘志斌,李达(315)
- 基于人类视觉模型的各向异性扩散滤波方法 宋建军,侯志强,余旺盛(321)
- 整数提升小波多相矩阵分解系数的快速提取算法 王锋,赵志文,牟盛(329)
- 自适应样本块大小的图像修复方法 孟春芝,何凯,焦青兰(337)

图像分析和识别

- 改进FCM在交互式图像分割中的应用 依玉峰,高立群,郭丽(342)
- 输电导线图像目标识别方法 孙凤杰,杨镇浓,李媛媛,范杰清(349)
- 无表观特征小目标检测与跟踪 陶霖密,李亮,邸慧军(357)
- 应用改进频率调谐的海上小目标检测方法 任蕾,施朝健,冉鑫(365)
- 视觉注意原理局部特征的行人检测 刘俊涛,刘文予,吴彩华,李雄伟,冯镔(370)
- 尺度不变单样本人脸识别方法 王炜强,张晓阳,曹春芹,付奎生(380)
- 复杂交通场景中采用稀疏表示的车辆识别方法 李修志,吴健,崔志明,陈建明(387)
- 利用复合导数的边缘检测新算法 程金梅,叶永强,姜斌(393)

图像理解和计算机视觉

迭代分割逼近:新的基于局部响应显著度的角点检测 马丽红,谭幸均(402)

融合 SIFT 特征的熵图估计医学图像非刚性配准 张少敏,支力佳,赵大哲,林树宽,赵宏(412)

计算机图形学

面向非均匀采样点集的 3 维表面重建算法 刘晓平,段瑞青,余烨(419)

基于可编程图形管线的大规模流程工厂模型多分辨率绘制方法 周剑,唐卫清,朱耀琴,夏明,黄晓剑(426)

带有位置修正的环境映射 王晨昊,汤晓安,孙即祥,马伯宁(435)

遥感图像处理

海岸线遥感信息提取的元胞自动机方法及其应用 冯永玖,韩震(441)

中国图象图形学报

刊名题字: 宋 健

月刊(1996 年创刊)

第 17 卷 第 3 期

2012 年 3 月 16 日出版

主管单位 中国科学院
主 办 中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所
主 编 李小文
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
北京 9718 信箱 邮编 100101
电子信箱:jig@irsa. ac. cn
电话:010-68407995 010-82614429
网 址:www. cjig. cn
印刷装订 北京北林印刷厂
广告经营许可证 京朝工商广字第 0346 号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
国外发行 中国国际图书贸易总公司
(中国国际书店)
(北京 399 信箱 邮编 100044)

Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing Application,
CAS China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational
Mathematics
Chief editor LI Xiaowen
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board
of Journal of Image and Graphics
(P. O. Box 9718, Beijing 100101, China)
E-mail:jig@irsa. ac. cn
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers
and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Foreign China International Book Trading Corporation
(P. O. Box 399, Beijing 100044, China)
Printed by Beijing Beilin Printing House

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 17 No. 3 March 2012

Contents

Image Processing and Coding

- Unit quaternion based description of collinearity equations Yang Huachao, Lu Xiaopan, Wang Yongbo, Yao Guobiao(301)
- Fractal compressive sensing for high-dimension signal recovery Liu Jixin, Sun Quansen(309)
- Fast codeword search algorithm based on adaptive subvector partitions Wu Xinpeng, Pan Zhibin, Li Da(315)
- Anisotropic diffusion image smoothing method based on human visual model Song Jianjun, Hou Zhiqiang, Yu Wangsheng(321)
- Fast extraction algorithm of the polyphase matrix decomposition coefficient based integer lifting wavelet
..... Wang Feng, Zhao Zhiwen, Mou Sheng(329)
- Image completion method with adaptive patch size Meng Chunzhi, He Kai, Jiao Qinglan(337)

Image Analysis and Recognition

- Application of improved FCM for interactive image segmentation Yi Yufeng, Gao Liqun, Guo Li(342)
- Methods of transmission line target recognition Sun Fengjie, Yang Zhenhuan, Li Yuanyuan, Fan Jieqing(349)
- Featureless small object detection and tracking Tao Linmi, Li Liang, Di Huijun(357)
- Small target detection method under sea surface environment using revised frequency tuned saliency detection
..... Ren Lei, Shi Chaojian, Ran Xin(365)
- Pedestrian detection method using local feature based on vision attention
..... Liu Juntao, Liu Wenyu, Wu Caihua, Li Xiongwei, Feng Bin(370)
- Scale invariant face recognition from single sample Wang Weiqiang, Zhang Xiaoyang, Cao Chunqin, Fu Kuisheng(380)
- Sparse representation method of vehicle recognition in complex traffic scenes
..... Li Xiuzhi, Wu Jian, Cui Zhiming, Chen Jianming(387)
- Novel edge detection algorithm using a composite derivative Cheng Jinmei, Ye Yongqiang, Jiang Bin(393)

Image Understanding and Computer Vision

- Iterative segment approaching: new corner detection based on local response saliency Ma Lihong, Tan Xingjun(402)
- Entropic graph estimation integrated with SIFT features for medical image non-rigid registration
..... Zhang Shaomin, Zhi Lijia, Zhao Dazhe, Lin Shukuan, Zhao Hong(412)

Computer Graphics

- Three-dimensional surface reconstruction algorithm for non-uniform sampling points Liu Xiaoping, Duan Ruiqing, Yu Ye(419)
- Multi-resolution rendering approach of large-scale process plant models based on programmable graphics pipeline
..... Zhou Jian, Tang Weiqing, Zhu Yaoqin, Xia Ming, Huang Xiaojian(426)
- Environment mapping with position rectification Wang Chenhao, Tang Xiao'an, Sun Jixiang, Ma Boning(435)

Remote Sensing Image Processing

- Cellular automata approach to extract shoreline from remote sensing imageries and its application
..... Feng Yongjiu, Han Zhen(441)

中图分类号: TP391.4 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2012)03-0357-08

论文引用格式:陶霖密,李亮,邸慧军. 无表观特征小目标检测与跟踪 [J]. 中国图象图形学报,2012,17(3):357-364

无表观特征小目标检测与跟踪

陶霖密,李亮,邸慧军

清华大学计算机科学与技术系,北京 100084

摘要: 检测跟踪模糊的小目标是计算机视觉领域中难度极大,富有挑战的任务。由于被跟踪的目标过小或过于模糊,难以提取合适的可用于检测和跟踪的表观特征,使得现有的目标检测和跟踪算法不能解决上述问题。前景运动物体区别于背景随机噪声的一个重要特征是运动物体具有一定的运动规律,基于这个假设提出一种新方法,根据物体的运动规律对其进行跟踪。首先,提出利用运动物体的时空域关联性,对视频中的运动目标进行分割和去噪;其次,提出了利用动态规划得出并优化物体的运动轨迹。各种条件下的实验结果表明了上述方法的精确性和鲁棒性。

关键词: 前景图;关联;去噪;动态规划

Featureless small object detection and tracking

Tao Linmi, Li Liang, Di Huijun

Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China

Abstract: The detection and tracking of small and/or indistinct objects is a challenge in computer vision, since it is difficult for current detection and tracking algorithms to extract appropriate apparent features from small and/or indistinct objects. We found by observing video data that the small moving objects can be distinguished from noisy background due to their regular motion pattern. Based on this finding, we proposed a novel method for solving the challenging problem of small and/or indistinct object detection and tracking. The contribution of this paper is the denoising algorithm for small object segmentation and the dynamic programming algorithm for route optimization in tracking. Extensive experiments show the promising results in both accuracy and robustness of the proposed method.

Key words: foreground; association; denoising; dynamic programming

0 引言

视频监控系统必须在监控视场的大小与目标的分辨率之间做出平衡。高分辨率、大尺寸目标易于跟踪识别,但也容易运动出小的监控视场;而增大视场则意味着目标尺寸减小,使得目标缺少明显的可探测特征,容易受到噪声的干扰而难以与之加以区分,增大了目标检测和跟踪的难度。

视频检测中的物体跟踪旨在获得物体在时空中运动的轨迹。现在常用的跟踪算法中受到广泛应用的是一些基于概率的方法^[1-2],例如隐马尔科夫模型^[3]、置信传递^[4]、粒子滤波^[5-6]等。这些方法主要基于视频序列中对物体的观察,而其中的难点在于要建立概率模型、优化解决方案、在复杂场景中将跟踪所得的观察量与物体的部分或整体的特征进行匹配。不过这些算法选取特征的方法在很多情况下并不固定。除了概率方法,光流也能够用来对物体进

收稿日期:2011-03-02;修回日期:2011-08-15

基金项目:国家自然科学基金项目(60873266,90820304)

第一作者简介:陶霖密(1962—),男,副教授,主要研究领域为计算机视觉、人机交互。E-mail:tao.linmi@gmail.com

行跟踪,但是该方法同时还基于特征检测的鲁棒性、空间的连续性以及光照的约束^[7-8]。一般而言,同时利用上述方法能够产生更好的效果。例如将运动分割和光流结合起来^[9],跟踪性能会有很大提高。有时因为视场大小的需要,要对一些在图像中个体较小或者模糊的目标进行跟踪。图1简要介绍了此类物体在图像中的表示,旁边为局部放大图。

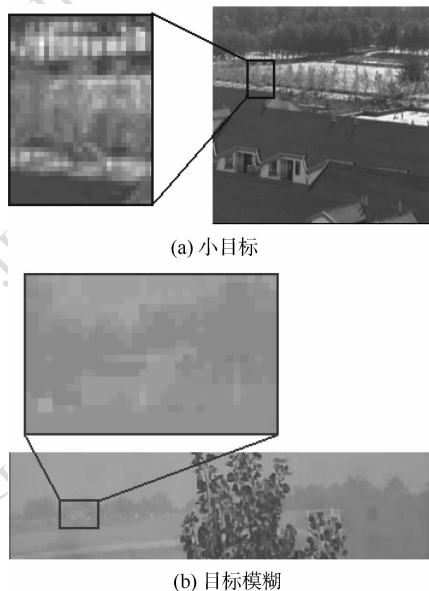


图1 需要跟踪的目标
Fig. 1 Tracked objects

上述方法很难应用到小目标的跟踪,例如图1(a)中的汽车在 360×240 的图像中占不到 $30(5 \times 6)$ 像素;也很难运用到模糊物体的跟踪,当物体距镜头较远时,图像会因为镜头的拉伸而变得模糊,例如图1(b)中的汽车,本身颜色同背景相似,当图像进行拉伸后更显得模糊。这两类情况都使得物体缺少可用于检测的表观特征。文献[10]总结了一些利用 TBD(track before detect) 对小目标进行跟踪的方法,不过大多应用在红外检测系统中。

文献[4]提出一种在缺少稳定特征时可用的目标检测和跟踪方法,即通过置信传递的方法,检测视频图像中每一个像素的变化,这个适用于体积较小的物体。不过该方法需要较大的运算量,因为要在时空窗口中对每一个像素点都要计算确定它们的状态,并进行置信度传递。同时,该方法对前景背景分割中的噪声较为敏感,也加大了该方法在实际应用中的难度。Meanshift 利用图像的颜色分布直方图作

为特征^[11-12],不需要特别的图像特征,是物体较小或者模糊情况下值得考虑的选择,不过它在有干扰的情况下效果并不很好。Wu 等人^[13]提出纹理流(contextual flow)的概念,并利用类似于光流恒定的纹理流恒定的假设对体积较小的目标进行跟踪^[14]。该方法在像素很小的目标中找到可利用的像素,取得了不错的效果,但是对小目标旋转或模糊目标的跟踪^[13]并不可靠。

在大场景的监控,系统需要跟踪较小的目标,有时仅有6个像素,很容易融合到背景中。图1显示了一个小运动物体和一个相当模糊的物体,这两个物体连人眼都很难观测到。实验和分析表明,现有的检测跟踪方法无法对这类物体进行跟踪,因为无法进行表观特征提取或光流计算。

创新性地提出一个无表观特征的物体跟踪方法。

1 小目标检测与降噪

在大场景监控中,被监控的运动目标一般都很小,模糊不清,或两者兼而有之。这些目标的外部表观特征是难以检测的,但是其具有区别于随机噪声的持续运动特性。利用该运动信息,通过前景背景分割,分析前景中的像素变化可以得出运动物体的运动信息,从而检测到该运动物体。

现有文献中前景背景分割的方法有多种,经过几组对比实验,在综合考虑了算法的速度和分割效果后,最终采用了经典的多高斯模型^[15]进行前景背景分割。对每个像素点建立多高斯模型

$$P(X_n) = \sum_{i=1}^K w_{n,i} \cdot \eta(x, \mu_{n,i}, \Sigma_{n,i})$$

表示其像素值的概率,得到背景模型。并根据最新的图像与之对比获得前景图并更新模型。该方法包含有3个参数:

1) 概率阈值 T_p , 即当 $P(X_n) < T_p$ 时认定该点为前景点。当运动物体较大时,我们可以依靠提高阈值来过滤噪声;不过当物体较小时过度提高阈值会使目标无法在前景图中体现。该参数需要折中设定。

2) 高斯参数更新权重 α , 采用灰度图。

$$\mu_{n+1} = (1 - \alpha) \cdot \mu_n + \alpha \cdot (X_n - \mu_n)$$

$$\sigma_{n+1} = (1 - \alpha) \cdot \sigma_n + \alpha \cdot (X_n - \mu_n)^2$$

如 $P(X_n) < T_p$ 该参数反映参数更新的速度,该值越

大说明最新的像素值在更新后的模型中占的权重越大。

3) 权重更新参数 β , 若最新像素符合第 m 个单高斯模型:

$$w_{n+1,i} = \begin{cases} (1 - \beta)w_{n,i} + \beta & i = m \\ (1 - \beta)w_{n,i} & \text{其他} \end{cases}$$

该参数反映各个高斯分布之间权重的分配, 新像素值所在模型的权重会增加。

利用背景模型进行前景分割的效果取决于参数的设立, 需要根据实验结果, 权衡地设立一组普遍适用的参数, 以得到相对较好的结果。得到的前景图噪声比较多, 物体也容易被分隔开, 称之为基本前景。上面的像素点与真实场景中运动的点一一对应。

尽管小目标的外部表现特征是难以检测的, 但是其具有区别于随机噪声的持续运动特性。根据小目标的这个运动性质, 可以合理地假设运动平滑性即物体在真实世界中的运动是平滑的; 运动物体在连续的视频帧中出现的位置范围是连续的, 而噪声在连续的视频帧中则是随机出现的。

在大范围监控中, 由于物体离摄像机较远, 物体的相对运动速度很慢, 故上述假设一般都是成立的。该假设表明, 所有运动物体在基本前景中的位置在空间上均存在关联性; 同时他们在基本前景中所包含的所有点在时间上也存在关联性。于是提出了利用运动小目标在空间和时间上的关联性进行降噪的算法。

1.1 去除随机噪声点

利用多高斯模型可以得到以像素为单位的背景模型, 并计算得到基本前景, 不过其中的噪声很多。运动物体作为完整物体在图像占据一定的面积, 表现为在基本前景中像素点的紧致性, 即在基本前景中一个运动物体对应的所有点是连通的, 而外部干扰噪声点则表现为随机的孤立点。根据这个特性, 可以从中分辨出噪声跟物体。

假设差别图像中物体当中的点都是连通的, 而噪声点一般是孤立的出现。基于这个假设可以设立一些规则将数目足够多且规律的聚集在一起的点视为运动物体以过滤掉一些噪声像素, 用来区分运动目标与孤立噪声点。利用像素标注方法, 定义一个像素周围的 8 个领域点, 均为其连通点。如图 2(a) 中白色像素均是灰色像素的连通点。而图 2(b) 中两部分深色区域是连通的, 但是零星的浅色像素与之不连通。

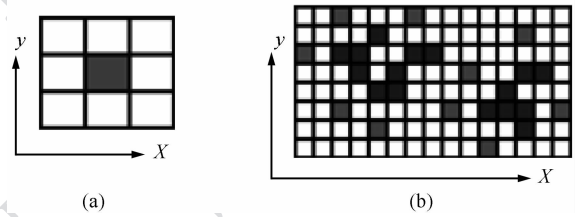


图 2 8 邻域及连通图

Fig. 2 8 neighborhood and connected graph

将每一个连通域均赋予一个标签, 连通在一起的点, 属于同一个连通域。一个连通域视作为一个像素点集, 对应了图像中的一个运动区域, 其中包含的点可以描绘物体的形状。基于噪声跟物体间区别的假设, 可以统计每个点集中点的个数和大概形状, 并设立以下几个标准:

- 1) 如果某点集中点的个数过少, 则可以认作为该点集在图像中对应着噪声而去掉(一般是背景中有干扰);
- 2) 如果点集形状的长宽比例严重失调(这一部分很可能是由于摄像机的抖动引起, 例如马路沿), 也可将其视为噪声而去掉;
- 3) 用矩形表示点集的范围, 如果仅有少数点组成的点集占了相对大的范围(由于各种抖动得到的物体边界), 一般也需要去掉。

这 3 个标准考虑了运动物体与噪声在前景图中在空间上的区别, 使得前景图像能够更好的表示当前场景中真正运动中的物体。经过这一步, 前景中对应噪声的点集已经得到过滤, 留下的点集可能对应着运动目标或较为顽强的噪声, 称此步的结果为差别图像。

1.2 差别图像中的时间滤波

噪声存在的原因是多样的, 除了上述表现为孤立点的随机噪声以外, 还有摄像机的抖动、树叶的晃动, 以及光照、阴影的快速变化等。这些噪声在图像中都表现为具有一定的面积点集, 无法用上述方法过滤。不过这些噪声在时间上表现为短暂的运动, 即其前后数帧中噪声的位置没有关联性, 尤其当部分背景无规律变化的时候。根据小目标在时间域上的关联性, 可以对差别图像中的点集进行过滤, 将在时间域中没有关联性的点集作为随机噪声去掉。

假设 t 时刻的差别图像中的点集 i 对应一个运动物体, 则在相邻时间段里差别图像中的一部分都应该有与之对应的点集, 即这些点集在时间域里具有连贯性。反之对于该点集, 若在 $[t-1, t+1]$

甚至 $[t-2, t+2]$ 这些时刻,在所在范围内均没有可以与之对应的点集,可以认为,该点集在 t 时刻的出现是由于噪声的干扰。利用该假设,可以设立一个时间窗口,对每一个点集在该段时间内的连续性进行考虑。例如某一点集在连续 n 帧内附近范围内有 $m(m < n)$ 帧没有对应点集,则认为这些点集来自于噪声而将其去除。这个算法可以去除掉大部分随机噪声,使得显示在差别图像中的每一个点集都对应着在真实场景中的一个运动区域,两者有一一对应的关系。从图3中可以看到在连续的差别图像中上方的点集一直在延续,而下方的点集则在原来位置周围找不到对应点集,我们便可以将其视作噪声点集。

以上的方法利用了运动物体在连续帧基本前景中对应点的时空相关性对基本前景进行处理,过滤掉一些在时空域关联性方面不符合运动物体规律的像素点。图4为经过前面过程进行去噪的效果图。第1行是原始图像的灰度图,黑色圆圈框出来的为

运动物体,第2行是用经典多高斯模型将图像同背景模型进行对比以后得到的基本前景,第3行是利用相邻连通图对图像进行空间上的关联,将基本前景中的点聚集成点集,并按照上述标准进行剔除,得到差别图像,第4行是利用时间维的信息对差别图像中的点集进行进一步的滤波,去除掉没有前后帧关联的点集,得到最终的前景图。所剩的点集应该能够较好地对应场景中的运动物体,当然会存在错检跟漏检的情况,不过已经为今后利用这些点集对它们对应的物体的运动分析打下了基础。

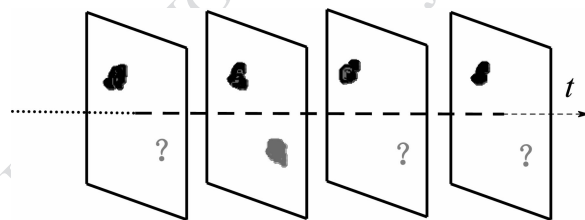
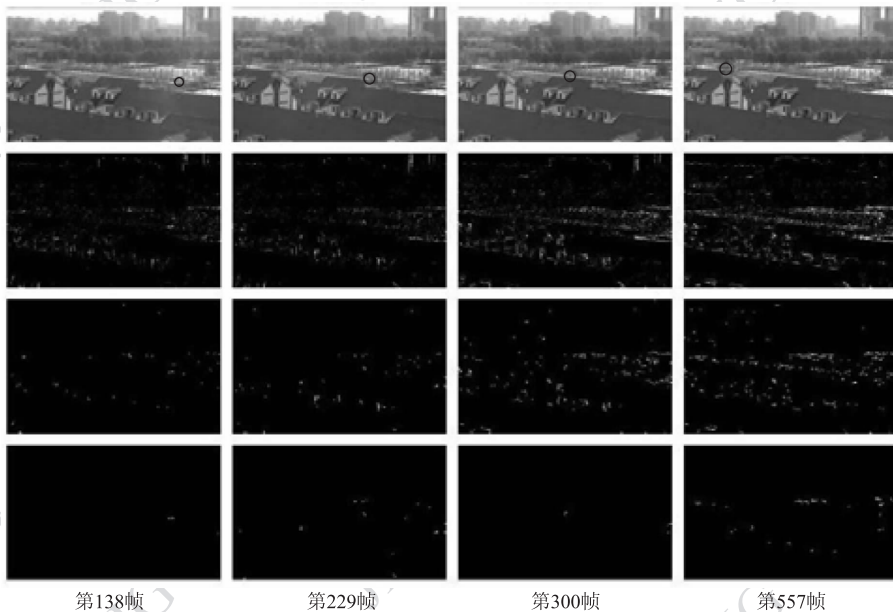


图3 在时间域中对点集进行过滤

Fig. 3 Filtering sets in temporal domain



第138帧

第229帧

第300帧

第557帧

图4 利用时空关联去除噪声

Fig. 4 Denoising by association of spatio-temporal domain

2 基于动态规划目标运动路径求解

2.1 存在的问题

经过上述前背景分割和滤噪,前景图中的点集基本上均对应具有一定运动规律的目标,包括监控

中需要关注的运动小目标,以及由于摄像机微小振动、树叶运动等造成的干扰运动。为了去除这些干扰物,还需要进一步分析,根据物体在一段相对较长时间的有规律的运动来检测并跟踪小目标。

根据物体运动的在时空中的连续性,可以在3维时空中计算一个运动目标的“最近邻”:

已知一个点集 \mathbf{a} 在 t 时刻的中心位置 (x_t^a, y_t^a) , 则定义点集 \mathbf{b} 为点集 \mathbf{a} 在 $t+1$ 时刻的最近邻, 当且仅当 $D(\mathbf{a}, \mathbf{b}) \leq D(\mathbf{a}, \mathbf{x})$ 且 $D(\mathbf{a}, \mathbf{b}) \leq D_{\max}$, 其中, 算子 D 为两点集中心在 3 维时空中的距离, D_{\max} 为点集中心在 $t+1$ 时刻的搜索范围, \mathbf{x} 为中心在该搜索范围内的任意点集。

基于上述最近邻计算, 可以跟踪任何不包含交叉路线的物体运动。但是在实际情况中, 这个算法受制于以下几点原因而不能应用到实际系统中:

- 1) 运动物体速度过慢, 融入背景, 或者被遮挡等原因, 使得该运动物体没有被检测到, 在某几帧前景图中没有点集与运动物体对应;
- 2) 一般情况下前景图中依然存在不少的噪声点集;
- 3) 物体同背景的颜色较为相近, 使得一个运动物体被分离成多个部分。

以上问题不会单一存在, 很多情况下是组合在一起出现, 例如检测不到运动物体但存在噪声干扰了跟踪效果。这些问题的存在使得最近邻算法不能应用于实际系统中。图 5 将 10 帧前景图的各点集中心显示在一张图中, 将 10 帧前景图叠加在一起, 图中数字为帧号, 数字所在位置代表运动点集在该时刻的中心。如果采用“最近位”假设, 第 1 帧中的起始点集同第 2 帧下方点集的距离要比上方的点集近, 若继续采取该假设会得到深色的轨迹, 这个轨迹是局部最优解叠加的结果。但是从全局范围看, 上半部分的轨迹更加合理, 因为它是这一段时间内, 前后帧间点集距离之和最短的轨迹。同“最近位”假设相比, 这是全局最优解。图中像素点内的序列号 n 代表在第 n 帧的前景图中在该位置存在一个点

集。直观上看, 物体从 1 位置开始运动, 图中上半部分标记的轨迹更为合理。而若采用最近邻算法, 则会跟踪到图下半部分飘忽不定的噪声。

2.2 最短路径的求取

基于运动的连续性和平滑性假设, 图像中最为合理的运动路径是一段窗口内, 从全局上看最短的路径, 而不是多个局部最优解决的叠加。对于给定的多帧前景图和一个初始点集, 初始点经过连续前景图中的点集到达最末帧的点集有多条路径, 其中距离和最短的可以视作初始物体在这期间运动的轨迹。但是, 这样的算法在实际系统中依然存在一个重要的问题, 即一个已存在的点集在下一帧对应搜索范围中消失了。造成这种现象的原因有两种: 一是运动物体真正的停止或者消失了, 二是前景检测的问题, 导致运动问题在该时刻没有被检测到。为了解决这个问题, 采用的方法是为消失的点集保留一段时间(5 帧), 假定这段时间物体按照原先的速度进行一阶运动, 在这段时间的前景图中一阶估计出目标的位置, 在下一帧的搜索范围便基于这些估计得到的位置, 这使得搜索得以继续。倘若在这段时间内在搜索范围内没有新点集出现, 可认定原物体消失或者停止了, 否则跟踪继续, 并用估计得到的点集位置作为目标位置真值。在搜索点集的同时也要对比前后帧点集的大小, 并进行合理合并, 这样可以杜绝一个大块物体被分离成多个部分的情况。

上述处理后, 原则上前景图中所有点集的路径都可以求取, 但是利用枚举的方法搜寻最短路径的消耗较高, 这里采取动态规划的方法简化这一步骤。动态规划(dynamic programming)方法是将一个多步的问题拆分成多个一步问题, 这些子问题跟母问题拥有同样的结构。这使得可以基于已解决的子问题的结果, 按照顺序解决其余子问题, 从而最终得到母问题的解答。而这样在计算上的花费要比枚举小得多。

定义 x_i^N 是第 N 帧中的第 i 个点集, $F_m^j(x_i^N)$ 为第 m 帧前景中点集 j 到第 n 帧前景中点集 i 的最短路径距离, $D_{k+1,j}^{k,i}$ 是 k 帧的点集 i 到 $k+1$ 帧点集 j 的距离。于是根据动态规划的思想可以有 $F_m^j(x_i^N) = \min_k \{ F_m^j(x_k^{n-1}) + D_{n,i}^{n-1,k} \}$, 即将多步问题(m 帧到 n 帧的最短)拆分为另一个多步问题(m 帧到 $n-1$ 帧的最短)同一个单步问题($n-1$ 帧到 n 帧的最短)

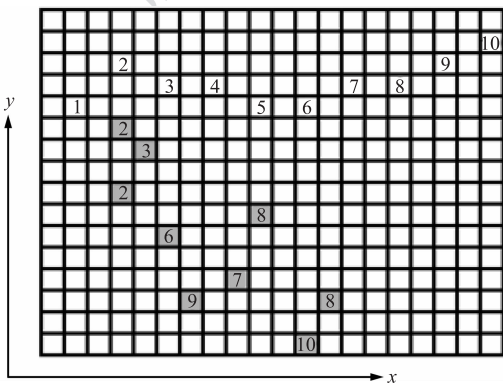


图 5 最近邻算法的一个实例

Fig. 5 Example of nearest-neighbor

的组合。而其中每个 $F_m^j(x_k^{n-1})$ 可以递归地求得 $F_m^j(x_k^{n-1}) = \min_l \{ F_m^j(x_l^{n-2}) + D_{n-1,k}^{n-2,l} \}$ ，而递归到最后会回到一个单步问题上去，即前后相邻两帧中点集的距离 $F_m^j(x_i^{m+1}) = D_{m+1,i}^{m,j}$ 。

如图6所示，计算Frame 1中初始点到Frame 5中末点的所有可能路径中最短的一条，可以简化为先求取起始点到Frame 4中所有点集的最短路径与这些点集同最末点距离和的问题。而起始点到Frame 4中点集最短路径的求取同理可以利用动态规划的思想简化求取，图中举例花了两条可能的路径。在Frame 4中有3个点集，问题可以转化为比较从初始点到这3个点集同它们到终点的距离和的大小。于是整个问题从4步选择转化为3步选择加1步选择，降低了计算与比较量。

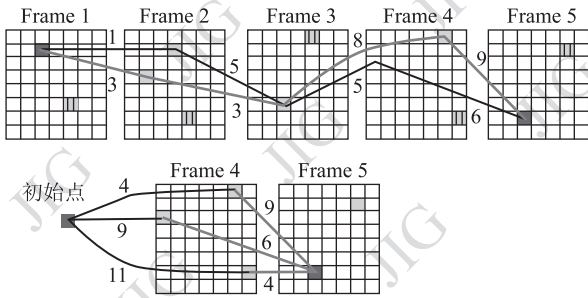


图6 利用动态规划进行求解

Fig.6 Solve problem by dynamic programming

3 实验结果

3.1 实验比较

用本文方法同经典的 Meanshift 算法做比较(图7—图8)，图中奔跑的人在图像中的范围占 15×7 像素，成像清晰，具有弱表观特征，是本文算法所处理的对象中相对较大、较清晰的运动目标。从图8可以看出，本文提出的算法能够稳定地跟踪该目标。但是，从图7可以看出 Meanshift 并不能很准确地跟踪目标(图中矩形框为跟踪的结果)，大约跟踪30帧后，跟踪的矩形框完全离开了被跟踪的目标。经分析，Meanshift 以矩形框中颜色直方图为特征，当目标较小时，背景所占比重会变大。所以当目标位置的背景变化后，会使直方图发生变化从而导致跟踪失败。

3.2 实验结果

通过多个场景的测试，获得的实验结果表明该方法在无法提取外部特征与光流方法效果不好的情况下能够较好的检测跟踪出图像中运动的物体。图8所示背景的颜色和纹理复杂，且变化大，图9所示的测试为对1.8 km以外的视野进行监控，视角拉伸很近使得图像极为模糊。图10所示的实验难点在于车辆体积小(在前景图中不超过30像素)，噪声多，有树遮挡而且一直有扰动。图11表明本方法还可应用于多目标的跟踪，原理同单目标类似，图中的数字为行人的序号。

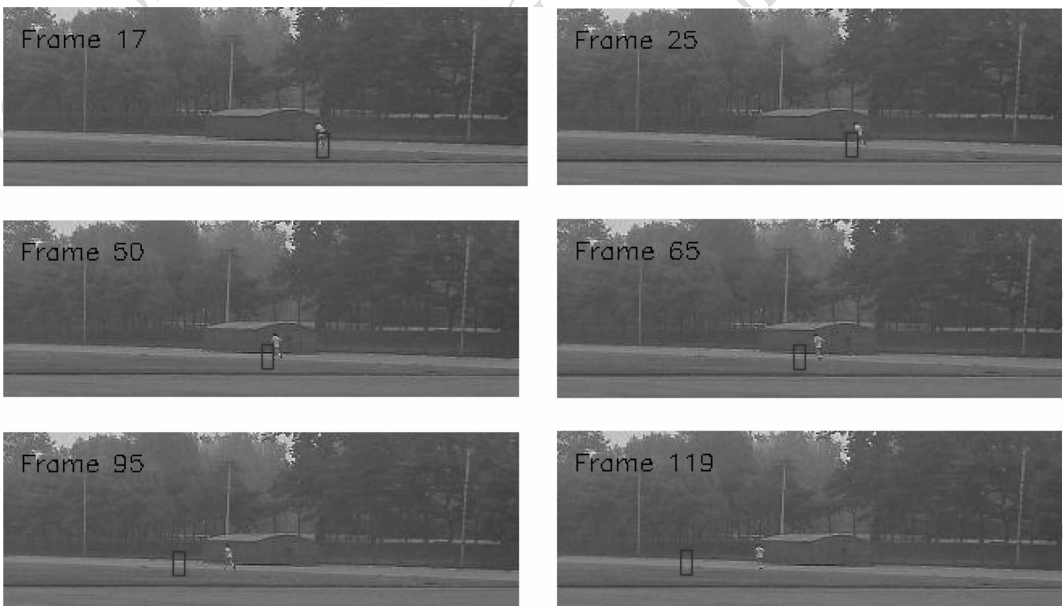


图7 Meanshift 跟踪结果

Fig.7 Tracking result by meanshift

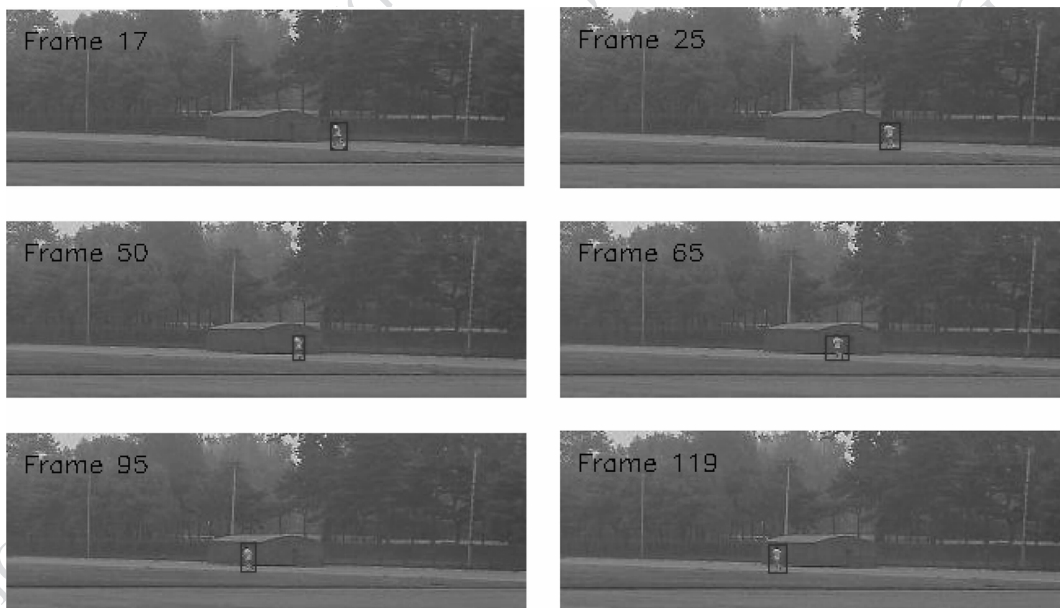


图8 本文算法的跟踪结果
Fig. 8 Tracking result by this paper

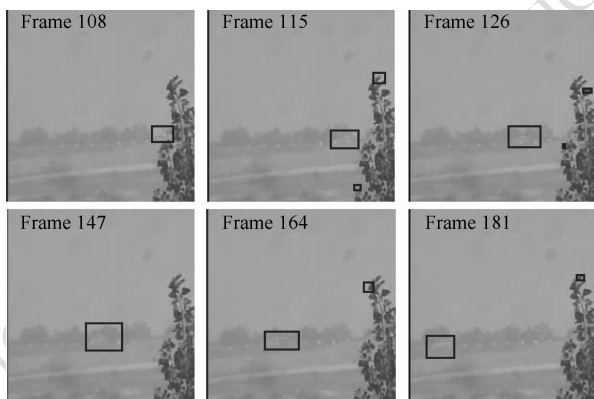


图9 模糊物体的检测跟踪
Fig. 9 Tracking and detecting obscure object

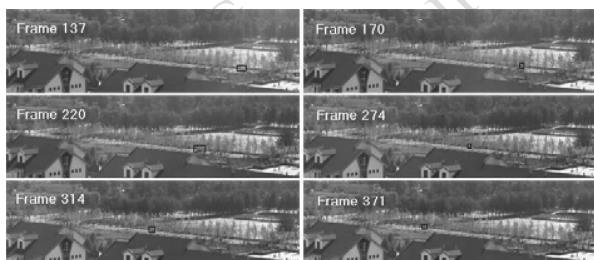


图10 目标小且被树遮挡
Fig. 10 Small object hid by trees



图11 多目标的跟踪
Fig. 11 Tracking more objects

般,因为摄像机与背景有剧烈抖动,背景中的树叶会作为运动物体被检测出来,而漏检的原因在于车辆同背景的颜色过于相近使其融入到了背景中。实验3的漏检主要因为目标汽车有近50 m的距离是被林荫所遮挡了,被遮挡的时间和距离太长以至于目标丢失。实验4由于行人聚堆行走,对人群的跟踪是成功的,但是对于个人而言实在过于困难。以上4个实验具有一定的代表性,而其余的室外实验也表明该方法对于背景较为稳定的情况能够得到较好的效果。该方法由于利用一段时间的数据进行跟踪,跟踪结果与现实有一定滞后,但是不影响其实时跟踪。

表1列举了上述4个实验的跟踪情况。实验1由于背景干扰不大,跟踪效果很好;实验2效果一

表1 本文方法对目标跟踪的结果

Table 1 Tracking results of this paper

| 实验 | 总帧数 | 准确跟踪 | 误跟踪 | 漏跟踪 |
|----|-----|------|-----|-----|
| 1 | 300 | 298 | 2 | 2 |
| 2 | 89 | 78 | 26 | 11 |
| 3 | 661 | 603 | 39 | 58 |
| 4 | 405 | 386 | 16 | 19 |

4 结论

这种无表观特征的跟踪适用于图像模糊,目标小的情况,因为这时没有足够的表观信息可用,只能通过图像与背景模型的差异得到前景,从前景中的点集提取物体的运动信息来寻找最合理的路径,作为运动物体的轨迹。提出的无外部特征,依靠物体位置运动特征进行跟踪,通过多次试验已经证明该方法可以应用到图像模糊,运动物体小的场景监控中,其效果能够满足应用需求。不过由于该方法是基于背景差分得到的前景图进行计算,一些不利于背景建模的因素会影响最终的效果。例如各种原因造成的图像长时间抖动、背景变化,包括风与水纹均会对结果造成一定影响。而且没有对物体运动的位置信息进行一阶预测和推断,不能适用于更加复杂的情况。下一步可以从这两方面着手对方法进行改进。

参考文献 (References)

- [1] Comaniciu D, Meer P. Mean shift: a robust approach toward feature space analysis [J]. IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(5): 603-619.
- [2] Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking [J]. Int'l J. Computer Vision, 1998, 29(1): 5-28.
- [3] Bui H, Venkatesh S, West G. Tracking and surveillance in wide-area spatial environments using the Abstract Hidden Markov Model [J]. Int'l J. of Pattern Rec and AI, 2001, 15(1): 177-196.
- [4] Yin Z, Collins R. Belief propagation in a 3D spatio-temporal MRF for moving object detection [C]//Proc Conf Computer Vision and Pattern Recognition. Minneapolis, MN; IEEE Press, 2007, 1-8.
- [5] Choi W, Savre S. Multiple target tracking in world coordinate with single, minimally calibrated camera [J]. ECCV (2010), Lecture Notes in Computer Science, 2010, 6314/2010: 553-567.
- [6] Wang H, Wang J T, Ren M W, et al. A new robust object tracking algorithm by fusing multi-features [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(3): 489-498. [王欢, 王江涛, 任明武, 等. 一种鲁棒的多特征融合目标跟踪新算法 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(3): 489-498.]
- [7] Ince S, Konrad J. Occlusion-aware optical flow estimation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(8): 1443-1451.
- [8] Lucena M J, Fustes J M, Gomez J I, et al. Tracking from optical flow [J]. Proc. of the 3rd Int Symp Image and Signal Processing and Analysis, 2003, 2: 651-655.
- [9] Denman S, Fookes C, Sridharan S. Improved simultaneous computation of motion detection and optical flow for object tracking [C]//Proceedings of the 2009 Digital Image Computing: Techniques and Applications. Washington, DC, USA. IEEE Computer Society, 2009: 175-182.
- [10] Zhang H J, Liang Y, Cheng Y M, et al. Advances on track before detect for dim small moving target detection [J]. Infrared Technology, 2006, 28(7): 423-430. [张惠娟, 梁彦, 程咏梅, 等. 运动弱小目标先跟踪后检测技术的研究进展 [J]. 红外技术, 2006, 28(7): 423-430.]
- [11] Yao H G, Hao C Y, Lei S Z, et al. Visual target real-time tracking based on the weighted color probability [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(1): 99-105. [姚明革, 郝重阳, 雷松则, 等. 序列图像中彩色目标跟踪的加权颜色分布方法 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(1): 99-105.]
- [12] Zuo J Y, Liang Y, Zhao C H, et al. Researches on scale adaptation strategy in mean shift tracking algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(9): 1750-1757. [左军毅, 梁彦, 赵春晖, 等. Mean Shift跟踪算法中尺度自适应策略的研究. 中国图象图形学报, 2008, 13(9): 1750-1757.]
- [13] Ying W, Jia L F. Contextual flow [C]//Proceeding of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC, USA: IEEE 2009: 33-40.
- [14] Jia L F, Jiang X, Ying W. Context-aware tracking of small targets in video [J]. In Society of Photo-Optical Instrumentation Engineers (SPIE) Conference Series, 2009, 7445(9): 7-18.
- [15] Ahmed E, Ramani D, David H, et al. Background and foreground modeling using nonparametric kernel density estimation for visual surveillance [J]. Proceeding of IEEE, 2002, 90(7): 1151-1163.