

基于特征点的多运动目标跟踪

高 韬 刘正光 张 军 岳士弘
(天津大学电气与自动化工程学院 天津 300072)

摘 要: 该文针对智能监控的需求, 提出基于特征的多运动目标跟踪算法。通过自适应 Marr 小波核函数背景建模算法, 在冗余离散小波域进行多运动目标识别。运动跟踪采用 SIFT 特征粒子滤波算法, 并采用队列链表法记录多运动目标之间的数据关联, 在提高识别准确率的同时降低了运算的复杂度。实际测试表明, 该算法对于多运动目标识别跟踪具有更优越的实时性和抗遮挡性, 在智能监控领域具有较广泛的应用前景。

关键词: 多运动目标跟踪; 运动识别; 智能监控

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2010)05-1111-05

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2008.01755

Feature Points Based Multiple Moving Targets Tracking

Gao Tao Liu Zheng-guang Zhang Jun Yue Shi-hong

(School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: For the widely demanding of adaptive multiple moving targets tracking, a type of feature based multi-target tracking algorithm is presented. Background is adaptively modeled by Marr wavelet kernel function and a background subtraction technique based on redundant discrete wavelet transforms is used to detect multiple moving targets. A type of particle filtering combined with SIFT key points is used for tracking, and a queue chain method is used to record data association among different targets, which can improve the detection accuracy and reduce the complexity. Actual tests show that the algorithm can track multi-target with a better performance of real time and mutual occlusion robustness; it can be used in intelligent monitoring with extensive application prospect.

Key words: Multiple moving targets tracking; Motion detection; Intelligent monitoring

1 引言

多运动目标运动跟踪有着广泛的应用, 特别是对于视频监控方面, 近年来得到了广泛的研究, 提出了许多识别跟踪算法。然而其理论还不是很完善, 一些重要的问题尚未解决, 行之有效的方法和技术还有待开发。文献[1,2]采用一种边缘检测方法提取运动目标, 利用模板信息匹配跟踪。但当背景边缘信息丰富, 运动目标彼此接近时, 会导致较大误差, 并且模板匹配的缺陷也会引入到跟踪系统中。文献[3]利用帧间差异积累信息进行自适应背景建模, 采用背景差的方法检测视频运动对象区域。利用形态学边界提取技术对视频运动对象轮廓进行提取, 通过区域生长法对视频运动对象进行定位, 将矩形中心坐标视为视频运动对象的质心坐标, 用基于空间

欧氏距离最短的方法对每个视频运动对象质心进行关联跟踪并绘制轨迹。但该方法不适用于运动目标质心距离很近的情况, 受阴影影响较大。并且当环境复杂时, 准确性会大大降低。文献[4]提出多运动车辆跟踪算法, 文中通过车辆目标与背景的颜色差异, 通过设置阈值提取目标, 结合车道线的位置进行多目标跟踪。但是实际中车辆目标常常拥挤或跨道行使, 车道线往往被遮挡甚至无法检测, 准确性从而也降低。文献[5]采用基于边缘的跟踪结构, 并结合可变粒子数滤波器与 JDPA 数据关联对多运动目标进行跟踪, 提高了复杂环境下跟踪的准确性。但是目标建模算法较复杂, 跟踪系统内存需求量大, 实时性很差, 不利于实际监控应用。文献[6]采用 3 维粒子滤波结合全局最近邻(GNN)法对多个非刚体运动目标进行跟踪, 但只适用于背景单一, 目标较少的情况下, 并且无法处理尺度变化。目前多目标之间的数据关联根据目标的动力学特征, 将检测结果与目标状态关联起来, 并对跟踪轨迹进行滤波; 而针对视频监控领域, 摄像头与图像之间相关性较

2008-12-22 收到, 2010-03-04 改回

国家自然科学基金(60772080)和天津市智能交通“十一五”发展规划科研基金资助课题

通信作者: 高韬 gaotao231@yahoo.cn

低, 所以应对被跟踪目标建模并据此在图像序列各帧中定位目标。针对现有跟踪算法的不足, 本文提出了一种 SIFT 特征粒子滤波跟踪, 并结合队列链表结构数据关联的多运动目标跟踪算法, 提高了跟踪的准确性与效率, 具有较高的应用价值。

2 运动目标识别

本文对于运动目标识别采用背景减法, 但不同于传统算法, 采用一种基于 Marr 小波概率核函数的背景算法(MarrB), 并在 B/RDWT(Binary/Redundant Discrete Wavelet Transforms)域^[7]提取运动信息从而检测运动目标。运算中采用 Gauss 函数的差 $\psi(t) = e^{-t^2/2} - (1/2)e^{-t^2/8}$ 形成的 DOG (Difference of Gaussian) 来近似 Marr 小波。设初始背景像素为 $B(i, j)$, 当前帧像素为: $f(i, j)$, 定义当前帧与背景偏差的 Marr 核概率分布为 $P(i, j) = \frac{\alpha}{\sqrt{2\pi\gamma}} \left| e^{-\frac{(B(i,j)-f(i,j))^2}{2\gamma}} - \frac{1}{2} e^{-\frac{(B(i,j)-f(i,j))^2}{8\gamma}} \right|$, 其中 $\alpha=0.3$, γ 初值取 $\beta \cdot (f_{\max} - f_{\min})^2$, $\beta=0.01$ 。同时设背景像素更新权重为

$$\Delta S(i, j) = \frac{P(i, j)}{\left(P(i, j) + (1 - \alpha) \frac{1}{f_{\max} - f_{\min}} \right)} \quad (1)$$

则迭代更新背景为

$$\gamma_i = \frac{\sum_{n=1}^N \Delta S_{n,i-1} \cdot (B_{i-1} - f_n)^2}{\sum_{n=1}^N \Delta S_{n,i-1}}, \quad B_i = \frac{\sum_{n=1}^N \Delta S_{n,i} \cdot f_n}{\sum_{n=1}^N \Delta S_{n,i}} \quad (2)$$

其中 i 为迭代次数, N 为处理视频序列帧数。

得到背景和当前帧后, 分别对其进行 RDWT, 在冗余离散小波域直接提取运动信息。冗余离散小波不同于传统的小波, 是除去了下采样的离散小波变换 DWT。由于没有下采样, 不同尺度的时间抽样率固定, 离散小波变换固有的平移变化在这里也被消除, 并且各子带的大小与输入信号的大小相同, 从而可根据各子带差异获得运动信息 $M(x, y)$, 具体过程可参考文献[7]。图 1 为生成的静态背景以及运动目标识别检测结果。

3 结合 SIFT 与粒子滤波的 SI_P 跟踪算法

检测出来的运动目标信息可作为后续帧跟踪的初始条件。文中采用一种结合 SIFT 特征粒子滤波的跟踪算法, 提高了跟踪的准确度。由于 SIFT 特征点^[8]代表了运动目标鲁棒性特征, 将其与粒子滤波算法^[9]相结合, 形成 SI_P 滤波算法, 初始粒子的选取以及状态转移都以 SIFT 特征点为依据。算法具



(a) 静态背景

(b) 运动目标

图 1 运动目标检测

体过程如下所示:

(1) 样本初始化。在初始帧中通过运动目标识别算法确定目标区域, 并计算目标模板的颜色概率分布 $q = \{q(u)\}_n$, $q(u) = f \sum_{i=1}^I k \left(\frac{\|x_i\|}{a} \right) \delta(h(x_i) - u)$, 其中 I 是粒子区域的像素的个数, δ 是 Kronecker 余子函数, 参数 a 表示粒子区域的规模大小, x_i 为第 i 个像素点的位置, 而函数 f 为归一化因子, k 为 Epanechnikov 核函数的轮廓函数。结合目标区域和当前帧 SIFT 特征点建立初始状态样本集合 $S_0 = \{\text{sift}(X_0^{(i)}), 1/N\}_{i=1}^N$ 。

(2) 由替代选择法^[10]根据样本权值 w_{t-1}^i 从样本集 S_{t-1} 中抽取 N 个样本。计算样本集合归一化累积权值, $c_{t-1}^0 = 0$, $c_{t-1}^i = c_{t-1}^{i-1} + w_{t-1}^i$, $c_{t-1}^i = c_{t-1}^i / c_{t-1}^N$ 。产生 $[0, 1]$ 区间上的均匀分布的随机数 r 。在样本中搜索使得 $c_{t-1}^k \geq r$ 的最小 k , 并使 $S_{t-1}^i = S_{t-1}^k$ 。

(3) 设样本空间通过运动模型 $S_t = \mathbf{A} \cdot S_{t-1} + \mathbf{R} \cdot \zeta$, 其中 ζ 为随机高斯矩阵, $\mathbf{A} = \begin{bmatrix} 1 & \sigma \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$, $\mathbf{R} =$

$$\alpha \begin{bmatrix} \sigma^3/3 & \sigma^2/2 \\ \sigma^2/2 & \sigma \end{bmatrix}, \quad \sigma = 3, \quad \alpha = 0.35$$

同时将 t 时刻由 SIFT 匹配的特征点赋予 S_t 得到 $S_{\text{sift},t}$ 。计算候选样本分布和目标模板的 Bhattacharyya 系数 $\rho[p_t, q]$ 。

(4) 重新计算 $S_{\text{sift},t}$ 每个样本权值 $W_t^i = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \cdot \exp(-(1 - \rho[p_t, q]) / 2\sigma^2) \cdot W_{t-1}^i$ 。

(5) 由样本的加权平均来估计 t 时刻运动目标的中心位置: $E(S_t) = \sum_{i=1}^N W_t^i S_{\text{sift},t}^i / \sum_{i=1}^N W_t^i$ 。

4 多目标数据关联

对于多运动目标跟踪的数据关联, 本文采用队列链表处理法, 如图 2 所示, 链表中每一个元素代表运动目标, 元素为结构体, 包含运动识别后的目标中心位置, 四周边界点位置, 内部颜色概率分布, 以及匹配最佳 Bhattacharyya 系数等重要信息。第一次检测出的目标都标记为临时目标, 只有连续多

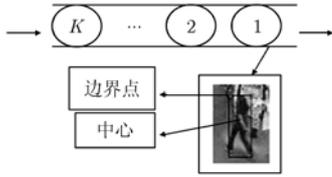


图 2 队列链表数据关联

帧跟踪成功的才被认为是确定目标, 而确定目标在离开场景前不会消失。

新目标的进入: 在空间上, 新目标只可能在视频图像帧的边界区域出现。则如果在图像的边界区域检测到一个观测值, 中心为 y , 计算其和所有现存目标的距离 D , 如果该距离远大于目标在相邻帧中可能运动的距离, 则说明该观测为一个新目标, 在队列链表中插入相应新元素值。否则, 计算其颜色概率分布 $P_u(y)$, 判断其与现存运动目标 $\{\omega_1, \omega_2, \omega_3, \dots, \omega_n\}$ 的 Bhattacharyya 相关系数 $\rho: \rho[P(y), q] = \sum_{u=1}^m \sqrt{P_u(y)q_u}$, 如果 ρ 小于现存目标的 Bhattacharyya 系数, 判断为新目标。否则, 选取差值最大为最佳匹配目标的状态变化, 并更新链表中对应元素的内部结构值。

旧目标的消失: 同样, 旧目标的消失也只能出现在图像的边界区域, 假设上一帧图像中的目标 ω_j 接近边界, 即将在下一帧图像消失, 则用如下方法对消失目标进行处理: 读取新一帧图像, 计算目标 ω_j 与新一帧中各目标 $\{\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_m\}$ Bhattacharyya 相关度, 如果与任何目标都不相关, 则目标 ω_j 消失。并淘汰链表中对应元素。

实际监控中, 还需要考虑分裂合并与遮挡现象发生。首先将前一帧的各个检测区域作为不同的目标, 将各个目标区域作为跟踪链表中的元素。根据上述判决准则, 如果某目标元素的区域在当前帧跟踪到了匹配区域, 则用跟踪到的匹配区域的特征值

更新该目标元素的区域特征。如果在跟踪预测位置, 当前帧目标区域和原始跟踪链表中对应的区域面积相差很大(一般取相差两倍以上), 则认为发生了合并或者分裂现象。首先对于链表中的相应目标元素表示的矩形区域, 在当前帧中查找该矩形覆盖了几个目标区域, 如果多于一个区域, 则认为发生了分裂现象, 对分裂现象出现的新目标区域, 将其作为新的元素加入链表并形成新的跟踪链。同理, 对于本帧的目标区域, 查找该区域覆盖了几个原跟踪链中的元素区域, 如果多于一个, 则认为发生了合并现象, 将合并后区域的特征值作为新的元素加入跟踪链中并同时淘汰那些被合并的目标元素。采用这种方法可以快速跟踪视频图像序列中的运动目标, 运算复杂度低, 更利于监控。

5 实验结果与讨论

实验设备为: CPU 1.4 GHz, 内存 512 M, 软件环境为 VC++6.0, 图像帧分辨率为 768×576 , 粒子初始数目设为 600。为突出 SI_P 在抗遮挡性方面良好的鲁棒性, 本文采用一段背景较复杂的行人监控视频, 其中被监控的某一行人不仅有尺度变化, 而且在运动中被灯杆几乎完全遮挡, 而后重新出现。从图 3 可看出, SI_P 算法跟踪区域一直保持在目标内部, 十字代表粒子状态, 曲线为滤波得到的运动轨迹。而 Mean-shift 算法当发生遮挡后目标再次出现时便失去了对目标的准确跟踪, 传统的粒子滤波算法由于目标较小且尺度变化剧烈, 在遮挡发生前便失去对目标的跟踪。

同时, 如图 4 所示, 该跟踪系统可对监控场景中多个非刚体运动目标(行人)进行准确跟踪。行人在行走过程中有较剧烈的尺度变化, 背景干扰较大, 由实验结果可看出, 跟踪区域一直保持在各行人内部区域, 从跟踪轨迹可看出行进路线。



(a) SI_P 跟踪结果



(b) Mean-shift 跟踪结果



(c) 传统粒子跟踪算法

图 3 抗遮挡性对比(帧 49, 102, 171, 188, 196, 201, 239, 247)



图 4 多目标跟踪(帧 102, 171, 188, 196, 201, 247)

6 结束语

本文提出了一种基于特征的多运动目标跟踪算

法。通过 Marr 小波概率核函数生成静态背景，提高了背景生成的有效性，并结合当前帧在 RDWT 域

进行多运动目标识别, 同时运动跟踪采用新型的SI_P粒子滤波算法, 并采用队列链表法记录多运动目标之间的数据关联, 在提高识别准确率的同时降低了运算的复杂度。该算法对于多运动目标识别跟踪具有更优越的性能, 可应用于智能监控、跟踪等多方面。

参 考 文 献

- [1] Betke M, Haritaoglu E, and Davis L S. Real-time multiple vehicle detection and tracking from a moving vehicle [J]. *Machine Vision and Applications*, 2000, 12(2): 69-83.
 - [2] Lin Ming-xiu and Xu Xin-he. Multiple vehicle visual tracking from a moving vehicle [C]. Proceedings of the Sixth International Conference on Intelligent Systems Design and Applications, Jinan, China, 2006, 2: 373-378.
 - [3] 孙志海, 朱善安. 多视频运动对象实时分割及跟踪技术[J]. 浙江大学学报(工学版), 2008, 42(9): 1631-1635.
Sun Zhi-hai and Zhu Shan-an. Real-time segmentation and tracking technique of multiple moving objects in video sequence [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2008, 42(9): 1631-1635.
 - [4] Lin Shin-ping, Chen Yuan-hsin, and Wu Bing-fei. Real-time multiple vehicle detection and tracking system with prior occlusion detection and resolution, and prior queue detection and resolution [C]. Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition(ICPR), Hong Kong, 2006, 1: 828-831.
 - [5] Jin Yong-gang and Mokhtarian F. Variational particle filter for multi-object tracking [C]. Proceedings of IEEE 11th International Conference on Computer Vision (ICCV), Rio de Janeiro, Brazil, 2007: 1-8.
 - [6] Pinkiewicz T, Williams R, and Purser J. Application of the particle filter to tracking of fish in aquaculture research [C]. Proceedings of Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA), Canberra, 2008: 457-464.
 - [7] Gao Tao and Liu Zheng-guang. Moving video object segmentation based on redundant wavelet transform [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Information and Automation, Zhangjiajie, China, 2008: 156-160.
 - [8] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 60(2): 91-110.
 - [9] Nummiaro K. An adaptive color-based particle filter[J]. *Image and Vision Computing*, 2003, 21(1): 99-110.
 - [10] Reckleitis I. A particle filter tutorial for mobile robot localization [C]. Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation, Taipei, Taiwan, 2003, 42: 1-36.
- 高 韬: 男, 1981年生, 博士生, 研究方向为模式识别、智能交通等。
刘正光: 男, 1945年生, 教授, 博士生导师, 研究方向为人工智能、图像处理等。
张 军: 男, 1964年生, 副教授, 研究方向为智能交通。
岳士弘: 男, 1964年生, 副教授, 研究方向为模式识别。