

文章编号: 2095-4980(2018)02-0244-05

基于测量协方差离散 Kalman 滤波估计算法的视频跟踪

孙剑明, 韩生权, 赵志杰

(哈尔滨商业大学 计算机与信息工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150028)

摘 要: 视频中人体跟踪存在复杂性, 尤其是对复杂背景下的人体上、下肢区域进行识别与跟踪时, 传统算法存在一些问题。本文在传统 Kalman 滤波跟踪算法基础上, 提出一种基于可变测量协方差的离散 Kalman 滤波人体识别算法。通过初始化测量协方差, 用递归的方法从新获取的观测数据中计算出新的测量协方差估计量, 通过离散 Kalman 滤波器进行跟踪。在实际的视频图像中, 表现出良好的跟踪效果, 并且对上肢、下肢及整个人体的区分以及部位跟踪方面都有很好的表现。相对于传统的 Kalman 滤波算法, 本算法没有丢失跟踪目标的现象, 跟踪速度适中, 与人体行进速度保持一致, 基本为 1.5 m/s, 特别适用于对视频中的人体行为进行跟踪及分析处理。

关键词: 测量协方差; 离散 Kalman 滤波; 部位跟踪; 视频跟踪

中图分类号: TN751

文献标志码: A

doi: 10.11805/TKYDA201802.0244

Measurement covariance discrete Kalman filter estimation algorithm for video tracking

SUN Jianming, HAN Shengquan, ZHAO Zhijie

(School of Computer and Information Engineering, Harbin University of Commerce, Harbin Heilongjiang 150028, China)

Abstract: Due to the complexity of human motion tracking in video, especially in complex background, there exist some problems in the region of human lower extremity recognition and tracking algorithm. Based on traditional Kalman filtering, a discrete Kalman filter body recognition algorithm is proposed based on variable measurement covariance. By measuring the covariance initialization, new covariance estimators are calculated from the observation data with the recursive method, and tracked by the discrete Kalman filter. The method show good tracking effect and performance when applying to the video image in real, and to distinguishing and tracking parts of upper limb, lower limb of the human body. Compared with traditional Kalman filter algorithm, the proposed method does not lose the tracking targets, the tracking speed is moderate maintaining consistent to human walking speed, which basically is 1.5 m/s. This algorithm is especially suitable for the video tracking and analysis for human behavior.

Keywords: measurement covariance; distributed Kalman filter; position tracking; video tracking

视频跟踪技术在智能监控、辅助驾驶和人机交互等领域发挥着作用。遍布于商场、地铁和机场等各位置的监控设备, 可以通过视频跟踪技术关注行人活动轨迹及范围, 以协助管理者对公共场所进行掌控。在公共场所的监控视频中, 会经常出现相互遮挡、外表改变、复杂背景等困难情况, 尤其是对复杂场景下的人体上、下肢区域进行识别与跟踪方面, 传统算法存在一些问题, 这就要求视频跟踪技术能够持续平稳地对目标进行跟踪。目前已有的视频跟踪算法可大致分为 2 类: 一类是确定跟踪算法, 另一类是随机跟踪算法。核跟踪作为确定跟踪算法的典型算法, 具有简单、快速的优点, 但由于是采用均值移动的方法实现, 存在着容易向局部极小值收敛的不足, 使其难以对位置及姿态发生快速变化, 或大范围遮挡的目标进行跟踪; 随机跟踪算法可以有效解决此类问题, 作为随机跟踪算法的典型算法, 粒子滤波、Kalman 滤波能够对非线性高斯分布的目标进行预测^[1-2], 具有较强的鲁棒性。现有的一些跟踪算法均采用单一的目标模板实现跟踪, 当跟踪发生姿态快速变化或大范围遮挡时, 会产生

收稿日期: 2016-11-02; 修回日期: 2017-01-05

基金项目: 黑龙江省自然科学基金面上资助项目(F201424); 哈尔滨商业大学青年创新人才支持项目(2016QN050)

目标丢失或是跟踪轨迹发生漂移。逯志宇等通过引入特定正交矩阵改进容积采样方法,有效提高收敛速度及跟踪精确度^[3],但不适用于复杂场景;Ross等通过子空间方法不断更新目标集合,避免产生单一目标模板^[4],但存在计算量大等缺点。杨志菊、冉欢欢等进行目标跟踪是将 mean shift 算法与粒子滤波结合^[5-6],既可以解决视频中变化、目标遮挡等问题,又可以避免粒子滤波大量计算,但其仍采用固定目标模版,其跟踪的鲁棒性较差。

本文首先通过建立一个目标核函数,刻画出基于该核函数的人体颜色直方图统计模型,使用协方差离散 Kalman 滤波估计算法,在跟踪人体的不同阶段自动增减测量协方差大小,既能在跟踪开始阶段快速捕获目标,又能连续稳定地对目标进行跟踪,达到了良好的跟踪效果。

1 Kalman 滤波与离散化

1.1 Kalman 滤波

Kalman 滤波是一种用于时变随机信号中的滤波方法,通过递归的方法从新获取的观测数据中计算出新的估计量,通过该估计量可以计算出与此时刻状态一致的最小协方差估计^[7-8]。

使用随机状态方程与观测方程对人体移动过程进行描述:

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_k \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{B}_k \mathbf{u}_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \quad (1)$$

式中: $\mathbf{x}_k$ 为 k 时刻的随机状态向量; $\mathbf{F}_k$ 为 k 至 $k-1$ 时刻的状态矩阵; $\mathbf{B}_k$ 为输入矩阵; $\mathbf{u}_{k-1}$ 为确定性控制输入; $\mathbf{w}_i$ 为高斯噪声。

通过观测矩阵 $\mathbf{H}_k$ 、 k 时刻的随机状态向量 $\mathbf{x}_k$ 以及观测噪声 $\mathbf{v}_k$, 计算得到观测结果 $\mathbf{z}_k$ 。

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \mathbf{v}_k \quad (2)$$

高斯噪声 $\mathbf{w}_i$ 与观测噪声 $\mathbf{v}_k$ 对应的协方差矩阵分别为:

$$\mathbf{E}[\mathbf{w}_k \mathbf{w}_i^T] = \begin{cases} \mathbf{Q}_k & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases} \quad (3)$$

$$\mathbf{E}[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_i^T] = \begin{cases} \mathbf{R}_k & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{E}[\mathbf{v}_k \mathbf{v}_i^T] = 0$ 。

Kalman 滤波包含 2 个步骤: 状态估计与状态修正。状态估计主要为系统状态向量与噪声的协方差矩阵的估计; 状态修正通过系统观测数据对系统状态与估计向量进行校正, 从而取得最优状态值。

状态估计:

$$\mathbf{x}(k|k-1) = \mathbf{F}_{k-1} \mathbf{x}(k-1|k-1) + \mathbf{W}_{k-1} \quad (5)$$

$$\text{cov}(k|k-1) = \mathbf{F}_{k-1} (k-1|k-1) \mathbf{F}_{k-1}^K + \mathbf{Q}_{k-1} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x}(k|k-1)$ 是利用前一时刻状态得到的估计; $\mathbf{x}(k-1|k-1)$ 是根据估计值与度量值所得到的最优状态; $\text{cov}(g)$ 为对应的协方差。

状态校正:

根据当前状态($k-1$ 时刻)的估计值与度量值, 可以推算出 k 时刻最优估计值:

$$\mathbf{x}(k|k) = \mathbf{x}(k|k-1) + \mathbf{KG}(k) \times (\mathbf{z}(k) - \mathbf{H}(k) \mathbf{x}(k|k-1)) \quad (7)$$

式中 $\mathbf{KG}(k)$ 为 Kalman 增益, $\mathbf{KG}(k) = \frac{\text{cov}(k|k-1) \mathbf{H}(k)^K}{(\mathbf{H}(k) \text{cov}(k|k-1) \mathbf{H}(k)^K + \mathbf{R}_{k-1})}$ 。

然后, 在 k 时刻更新 $\mathbf{x}(k|k)$ 的协方差, 从而使算法进行递归运算:

$$\text{cov}(k|k) = (\mathbf{I} - \mathbf{KG}(k) \mathbf{H}(k)) \text{cov}(k|k-1) \quad (8)$$

式中 $\mathbf{I}$ 为单位矩阵。

1.2 离散化

视频数据由离散的图片帧构成, 即视频是在连续的时间区间内通过离散采样取得。如果设相邻图片时间间隔为 Δt , 但由于在对图像进行处理时, 跟踪目标在被遮挡或光线突然发生变化时会导致采集数据丢失, 因此要在每次采集图像后更新 Δt 值。通过跟踪算法, 可以得到跟踪目标的位置与速度, 预判目标的下一个位置与速度。

若将采集图像人体目标移动过程使用一个直角坐标系表示,定义二维状态向量 $\mathbf{x} = [x \ x']^T$, x, x' 分别代表人体在 X 轴的位置与运动速度,其状态方程为:

$$\begin{bmatrix} x_1' \\ x_2' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} a_x \quad (9)$$

理想情况下,人体在 X 轴方向匀速运动。如果考虑到人体在移动过程中受到干扰影响, w_i 则为人体的移动过程中受到一个干扰 F_a 的作用,使其产生对应的加速度 a_x 。同理人体在 Y 轴上的移动方程可以描述为:

$$\begin{bmatrix} y_1' \\ y_2' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & 1 \\ 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ 1 \end{bmatrix} a_y \quad (10)$$

对式(9)进行离散化,定义 $\Omega(t, \tau)$ 为从状态 $\mathbf{x}(\tau)$ 至 $\mathbf{x}(t)$ 的状态转移矩阵,经过时间 Δt 后,得到:

$$\mathbf{x}(t) = \begin{bmatrix} 1 & \Delta t \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \mathbf{x}(\tau) + \begin{bmatrix} (\Delta t)^2/2 \\ \Delta t \end{bmatrix} a。$$

w_i 的协方差矩阵为:

$$\mathbf{Q} = \text{cov}(w_k) = E \left[\begin{bmatrix} \frac{1}{2} a (\Delta t)^2 \\ a \Delta t \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \frac{1}{2} a (\Delta t)^2 \\ a \Delta t \end{bmatrix}^T \right] = \sigma_a^2 \begin{bmatrix} \frac{1}{4} (\Delta t)^4 & \frac{1}{2} (\Delta t)^2 \\ \frac{1}{2} (\Delta t)^2 & (\Delta t)^2 \end{bmatrix} \quad (11)$$

式中 σ 为在均值基础上加入的采样抖动项。

2 测量协方差的离散 Kalman 滤波估计算法

基于频域特征的滤波方法通常采用傅里叶变换方法,但难以保证跟踪的实时性,因此采用按照时间序列的递推方法进行 Kalman 滤波^[9],该方法不需要保存历史数据,计算过程简单,适合对视频图像进行实时处理。其过程为:先对人体目标的移动过程进行采样离散化,离散化后的人体移动模型是一个时变且非平稳的随机过程,测量噪声也随时间变化。由于测量协方差 R_k 越大,测量值越不可靠,滤波器便依靠系统的状态方程来输出结果。测量协方差 R_k 越小,滤波器就会根据实际测量值输出结果。因此在传统的 Kalman 滤波算法基础上引入动态协方差公式 $R_k = f(d_k)$,式中的 d_k 是当前人体中心距离摄像设备的距离, $d_k = \sqrt{(x_k - x_c)^2 + (y_k - y_c)^2 + (z_k - z_c)^2}$,其中 x_k, y_k, z_k 分别为人体中心的三维坐标值, x_c, y_c, z_c 则为摄像设备的坐标值; f 函数的值域与递增值依据具体摄像设备而定,通常在开始时给定一个较小的 R_k 值,以快速收敛确定跟踪目标,然后逐渐增加 R_k 值以使 Kalman 滤波器平稳输出结果,实验中将 f 的表达式定义为: $R_k = R_0 d_0 / d_k$,其中 R_0 是测量协方差初值, d_0 为人体中心与摄像设备的距离初值。该算法在传统 Kalman 滤波算法的基础上,增加了可以动态修正的测量协方差,使其在跟踪阶段精确度优于传统 Kalman 滤波方法,同时确保了输出结果的稳定性。

3 实验结果与分析

以一人经过一面红墙的视频为实验对象,使用测量协方差的离散 Kalman 滤波与传统 Kalman 滤波对视频中人物进行轨迹跟踪。视频图像分辨率为 360×240 ,视频长度为 80 帧。假设视频中横纵坐标方向背景不相关,在横纵坐标上的加速度噪声为相互独立的线性噪声,系统噪声的协方差矩阵为 $[1, 0.1 \quad 1, 0.1]$,测量噪声协方差矩阵为 $[0.114 \ 6, 0.003 \ 3 \quad 0.004 \ 5, 0.087 \ 5]$ 。

首先将图像帧进行二值化处理并与背景进行差分运算,经过图像腐蚀处理以去掉系统噪声与测量噪声,然后使用矩形框对上肢、下肢进行轮廓确定,取矩形中心进行标注,使用测量协方差的离散 Kalman 滤波法对目标进行位置估计与跟踪,图 1 为部分连续帧跟踪图像。

在图 1 中,跟踪图使用上、下和整体的矩形框划分人体上部、下部及整体,取矩形框的中心,即为所画区域的中心,进行比较计算。

将测量协方差的离散 Kalman 滤波算法与传统 Kalman 滤波算法进行比较分析。从图 2 可以看出,在视频跟踪过程中,传统 Kalman 方法会出现突然丢失目标,然后又逐渐找回目标的现象(图 2(a)~(b)),而本文方法却可以一直跟随目标(图 2(c)~(d))。

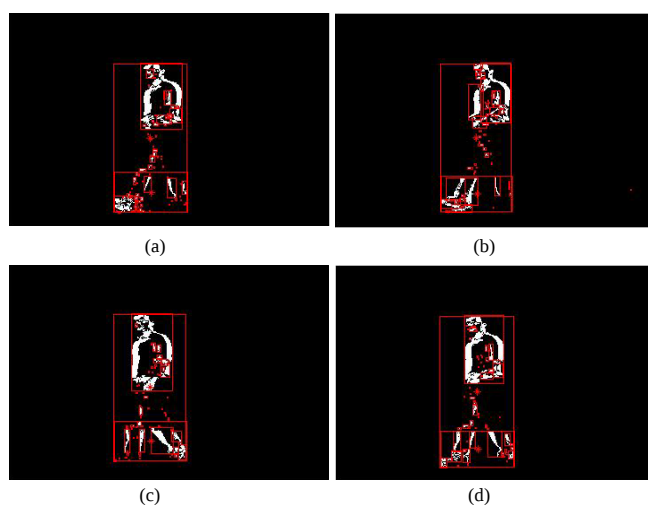


Fig.1 Binarization of successive frames tracking
图 1 二值化的连续帧跟踪图

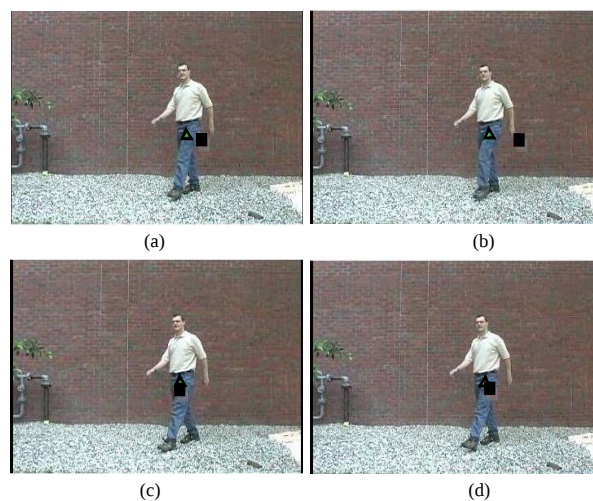


Fig.2 Consecutive frames comparison
图 2 连续帧比较图

从图 3 可以看出,测量协方差的离散 Kalman 滤波算法(实线)与传统 Kalman 滤波算法(虚线)都赋了一个相对较小的测量协方差初值,在开始阶段,2 个滤波器的输出没有显著差异,但随着视频图像的继续,测量协方差的离散 Kalman 滤波算法的测量协方差逐渐增加,该方法的跟踪结果逐渐平稳,而传统 Kalman 滤波算法受到噪声干扰大,波动异常。

同时比较各帧中实际位置与 Kalman 迭代矩阵位置,发现 2 个位置是趋于收敛的,如表 1 所示。

根据该位置表做出实际位置与 Kalman 协方差矩阵拟合位置比较图,如图 4 所示。

通过实验可以看到,在 Kalman 滤波算法中,一个较大的状态协方差可以导致跟踪结果出现较大的波动。同时发现初始值的选取对收敛速度也有较大影响,因此本文实验选取观测值作为初始先验估计。计算开始的 2 个相邻图像帧观测位置差,得到初始速度的先验估计值;采用该估计值作为初始状态估计值,可以使其之后的跟踪结果收敛效果好。

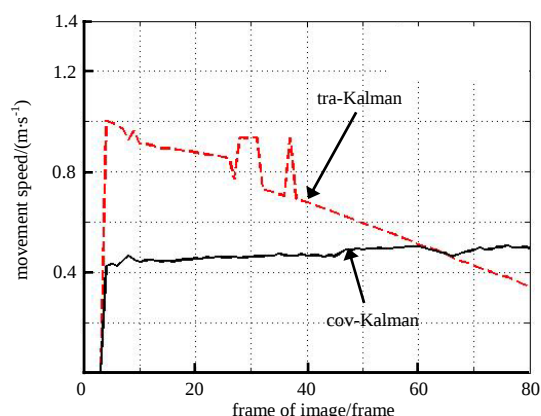


Fig.3 Tracking methods comparison
图 3 跟踪方法比较图

表 1 部分图像帧位置比较表
Table1 Permutation entropy

frame	actual position	matrix position	frame	actual position	matrix position
49	181.128 6	148.341 3	55	166.525 1	148.524 9
50	178.546 8	147.320 1	56	164.739 1	149.594 1
51	176.756 2	148.240 7	57	161.349 3	149.506 5
52	174.468 6	148.566 9	58	159.158 9	150.554 1
53	172.085 2	149.1765	59	156.195 1	150.750 7
54	169.642 4	148.445 9	60	153.593 9	150.494 9

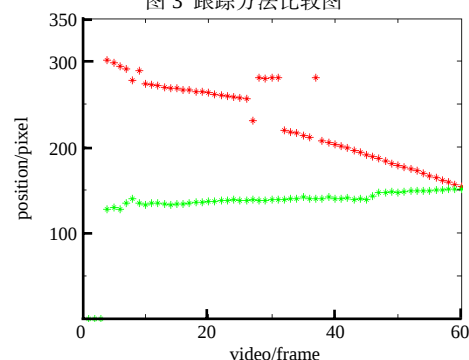


Fig.4 Position comparison of covariance matrix
图 4 协方差矩阵位置比较图

4 结论

本文构建了一个基于测量协方差的离散 Kalman 滤波视频跟踪算法,采用自适应可变的测量协方差,该离散 Kalman 滤波器可以不断地对噪声及误差做实时响应,对移动的人体,尤其是上肢部分与下肢也可实现目标的跟踪。该方法具有快速收敛、准确识别等优点,避免了频域变换的复杂过程。

参考文献:

- [1] 史国荣,戴洪德,孙玉玉,等. 基于卡尔曼预测和滤波的视频目标跟踪[J]. 仪表技术, 2014(1):42-44. (SHI Guorong, DAI Hongde, SUN Yuyu, et al. Kalman predictor and filter based vision target tracking[J]. Instrumentation Technology, 2014(1): 42-44.)
- [2] 赵学梅,陈恳,李冬. 强跟踪卡尔曼滤波在视频目标跟踪中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2011,47(11):128-131. (ZHAO Xuemei, CHEN Ken, LI Dong. Application of strong tracking Kalman filter in video target tracking[J]. Computer Engineering and Applications, 2011,47(11):128-131.)
- [3] 逯志宇,王大鸣,王建辉,等. 基于时频差的正交容积卡尔曼滤波跟踪算法[J]. 物理学报, 2015,64(15):25-32. (LU Zhiyu, WANG Daming, WANG Jianhui, et al. A tracking algorithm based on orthogonal cubature Kalman filter with TDOA and FDOA[J]. Acta Physica Sinica, 2015,64(15):25-32.)
- [4] ROSS D A, LIM J, LIN R S, et al. Incremental learning for robust visual tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2008,77(1):125-141.
- [5] 杨志菊,刘宝华. 基于 Mean Shift 的变尺度快速运动目标自适应跟踪算法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015,13(2): 240-244. (YANG Zhiju, LIU Baohua. Auto-adaptive tracking algorithm for fast moving target with variable scale based on Mean Shift[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(2):240-244.)
- [6] 冉欢欢,游安清,霍义华,等. 面向光电图像目标检测跟踪的距离信息处理[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2015,13(5): 769-774. (RAN Huanhuan, YOU Anqing, HUO Yihua, et al. Distance information processing method oriented target detection and tracking in photoelectric image[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2015,13(5): 769-774.)
- [7] YE T, ZHOU F. Autonomous space target recognition and tracking approach using star sensors based on a Kalman filter[J]. Applied Optics, 2015,54(11):3455-3469.
- [8] LIGORIO G, SABATINI A M. A novel Kalman filter for human motion tracking with an inertial-based dynamic inclinometer[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2015,62(8):2033-2043.
- [9] XIA B, WANG H, WANG M, et al. A new method for state of charge estimation of lithium-ion battery based on strong tracking cubature Kalman filter[J]. Energies, 2015,8(12):13458-13472.

作者简介:



孙剑明(1980-), 男, 山东省黄县人, 博士, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向为机器视觉及自动控制.email:sjm@hrbcu.edu.cn.

韩生权(1992-), 男, 山西省大同市人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为模式识别.

赵志杰(1963-), 男, 哈尔滨市人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为视频编码与图像处理.