

基于 Kalman 预测和 K-近邻的多目标跟踪

曹作宝^a, 包晓敏^a, 汪亚明^a, 周砚江^b

(浙江理工大学, a. 信息电子学院; b. 机械与自动控制学院, 杭州 310018)

摘要: 针对 Kalman 预测跟踪和 K-近邻数据关联算法的优缺点, 研究一种基于 Kalman 预测和 K-近邻的多目标跟踪方法。该方法首先利用 Kalman 滤波预测出运动目标在下一帧中最可能出现的位置, 接着根据当前帧目标位置和预测目标位置的距离, 确定搜索半径, 利用 K-近邻数据关联算法, 在该半径范围内, 计算与预测点欧式距离最短的目标, 并将其确定为真实目标位置。在 MATLAB 仿真环境下实现该跟踪算法, 实验结果表明, 用该方法进行多目标跟踪时, 跟踪效果和性能较为稳定和可靠。此外选择合理的 K 值, 能减少运算量, 加快系统处理速度。

关键词: 多目标跟踪; K-近邻; Kalman 滤波; 欧式距离

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

0 引言

视频中的多运动目标检测和跟踪是近年来比较热门的研究方向之一, 它是一种把图像处理、数据关联和滤波等技术有机结合起来, 从图像序列中实时地检测出目标并自动进行跟踪的技术, 它在工业、交通、医学、军事、航空航天等领域均具有重要作用。

针对跟踪对象和应用场景的不同, 国内外学者提出了不同的跟踪方法。目前比较常用的方法包括 Kalman 滤波^[1]、扩展 Kalman 滤波^[2]、粒子滤波^[3-4]和 mean-shift 跟踪^[5]等。比如 Kalman 滤波通过迭代预测(状态和误差协方差)、修正(增益、状态和误差协方差)等步骤, 来预测目标位置, 但是 Kalman 滤波的运动模型和观测模型受高斯分布的约束, 无法有效处理多峰值分布模式的情况。而粒子滤波将先验分布作为建议分布, 没有考虑最新观测信息, 当观测噪声很小时, 滤波的精度反而变差^[6]。mean-shift 算法可以用来对多个目标进行跟踪, 但是它对目标模版采用迭代的跟踪方法, 如果目标个数无限制地增多, 系统的处理时间也将会成倍增加, 这会影响到跟踪的实时效果。

本文提出一种基于 Kalman 预测和 K-近邻数据关联^[7]的运动目标跟踪方法, 利用 Kalman 滤波估计出运动目标在下一帧中最可能出现的位置, 确定搜索半径和 K 值, 利用 K-近邻数据关联算法, 在该半径范围内, 计算与预测目标位置欧式距离最近的目标, 并将其确定为真实目标位置。

1 Kalman 预测算法

Kalman 滤波是在最小均方误差准则下的线性系统最优估计方法, 它的基本思想是使估计误差的方差最小, 并且估计是无偏的。利用 Kalman 滤波进行状态估计可以分为三步: 初始化、预测和更新。在多目标跟踪中, 由于相邻两帧图像时间间隔比较短, 一般单个目标运动状态变化很小, 所以可以假定目标在两帧时间间隔内作匀速运动, 由于每帧图像的处理时间较为稳定, 因此假设采用间隔 T 为相邻两帧图像的时间间隔, 设目标的运动参数为某时刻目标所在的位置和速度, 定义目标运动状态向量^[8-9]为:

$$\mathbf{X}_k = (x_k, y_k, v_{x_k}, v_{y_k})^T \quad (1)$$

观测状态向量为:

$$\mathbf{Z}_k = (x_k, y_k) \tag{2}$$

式(1)、式(2)中, x_k, y_k 表示目标的质心在图像中的位置, v_{x_k}, v_{y_k} 表示目标运动的速度。

故定义系统的状态转移矩阵 \mathbf{F}_k 为:

$$\mathbf{F}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & T & 0 \\ 0 & 1 & 0 & T \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{3}$$

观测矩阵 \mathbf{H}_k 为:

$$\mathbf{H}_k = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{4}$$

为简便起见,假设估计误差 ω_k 、观测误差 v_k 均为零均值的正态白噪声序列,且可分别用协方差矩阵 $\mathbf{Q}_k, \mathbf{P}_k$ 来表示。通过多次循环和预测步骤,利用 Kalman 滤波来估计目标的质心的位置和窗口大小,如图 1 所示^[10]。

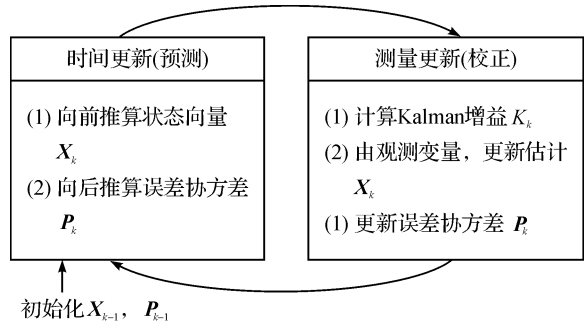


图 1 Kalman 滤波算法的迭代过程

2 基于欧式距离的 K-近邻数据关联算法

在 N 个已知样本中,找出 x 的 k 个近邻。设这 N 个样本中,来自 ω_1 类的样本有 N_1 个,来自 ω_2 的样本有 N_2 个, ..., 来自 ω_c 类的有 N_c 个,若 k_1, k_2, \dots, k_c 分别是 k 个近邻中属于 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_c$ 类的样本数,定义判别函数为^[11]

$$g_i(x) = k_i, i = 1, 2, \dots, c \tag{5}$$

决策规则为:若

$$g_j(x) = \max_i k_i \tag{6}$$

则决策 $x \in \omega_j$ 。

K 近邻关联算法是把落在关联门之内并且与被跟踪目标的预测位置最近的观测点迹作为关联点迹^[11],这里的“最近”指的是观测点迹在统计意义上离被跟踪目标的预测位置最近。算法描述如下:

- a) 输入位置目标 a ;
- b) 计算集合 N , N 为与 a 欧式距离最近的 k 个目标;
- c) 估计目标 a' 属于 a 的方法为:

$$D(i, j) = \sqrt{(x_{old_i} - x_{new_j})^2 + (y_{old_i} - y_{new_j})^2} \tag{7}$$

式(7)中, (x_{old_i}, y_{old_i}) 表示前一帧的位置, (x_{new_j}, y_{new_j}) 表示当前帧的位置, $D(i, j)$ 表示两点间的欧式距离。

3 K-近邻和 Kalman 滤波的组合算法

提出基于 Kalman 预测和 K-近邻的运动目标跟踪方法流程,如图 2 所示。

图 2 所示的处理流程可概括为:在发现新的目标出现后,先使用 Kalman 跟踪器估计出目标在下一时刻最可能出现的位置,再利用 K-近邻算法在以该估计位置为中心的窗口范围内搜索,以确定候选目标的位置。计算候选目标与预测位置的欧式距离,选取距离最小的目标,配对成功。然后将 K-近邻跟踪的结果作为 Kalman 跟踪器的观测值,参与下一时刻目标运动的估计。

具体算法为:假定图像序列中第 K 帧图像经过分割之后得到 N 个连通域,分别标记为 $1 \sim N$,计算各个连通域的质心坐标公式为:

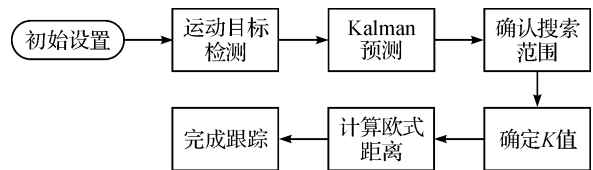


图 2 Kalman 预测和 K-近邻的多目标跟踪流程

$$X(i) = \frac{\sum f(x,y) \times x}{\sum f(x,y)} \tag{8}$$

$$Y(i) = \frac{\sum f(x,y) \times y}{\sum f(x,y)} \tag{9}$$

式(8)、式(9)中, $f(x,y)$ 是图像二值化后的值, 为 0 或 1; x, y 代表视频图像中像素点的位置坐标。 $(X(i), Y(i))$ 是第 K 帧图像中第 i 个连通域的质心, 即目标的质心坐标。 假设第 K 帧中目标的预测位置为 $(X'(k), Y'(k))$, 则分别计算所有目标与预测位置的距离:

$$\Delta D(i) = \sqrt{(X'(k) - X(i))^2 + (Y'(k) - Y(i))^2} \tag{10}$$

对于求得的 $\Delta D(1) \sim \Delta D(N)$, 最小的 $\Delta D(i)$ 对应的目标就认为是真实目标。

如图 3 所示, 假设图像分割之后得到 3 个目标分别标为 D, E, F 。 A, B 分别为真实目标前 2 帧的位置, 通过 Kalman 预测出真实目标的下一帧位置 C , 然后以 C 和 B 之间的距离为半径, 在此区域内搜索目标, 搜索出 D, E 两个目标, 根据 K-近邻关联算法 ($K=2$), 得出目标 D 距离预测位置最近, 因此判定为目标。

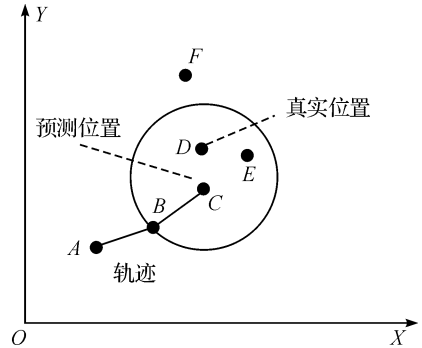


图 3 组合算法示意图
注: 实线表示目标 A 的轨迹, 虚线指向的 C 点是预测位置

4 实验与讨论

实验在 CPU 为 Intel Core Duo 32 位 T2250+1.73 GHz, 内存为 1GB 的 PC 机上采用 MATLAB 软件平台实现。 实验视频通过现代 V98 普通网络摄像头采集, 分辨率为 120×160 , 速度 25 帧/s。 采集的视频经过灰度化, 背景去除, 滤波, 二值化等操作, 处理后的视频背景为黑色, 目标物触点为白色。

运用上述算法对实际视频目标进行了多组实验。 图 4 所示是采集视频的实验结果, 加框表示被跟踪的目标。 图 5 和图 6 分别表示目标 A 和目标 B 的运动轨迹在 x 轴和 y 轴上的变化。 实验结果表明, 该方法能有效地对多目标进行跟踪, 其跟踪效果比用 Kalman-Meanshifts 预测结果要来得准确, 由于其数据关联采用了简单的 K-近邻算法, 所以能减少运算量, 加快系统处理速度, 能够更好地符合实时性的要求。

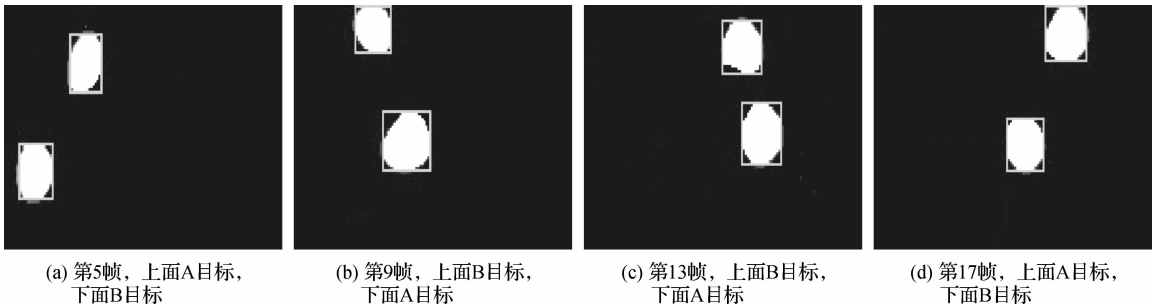
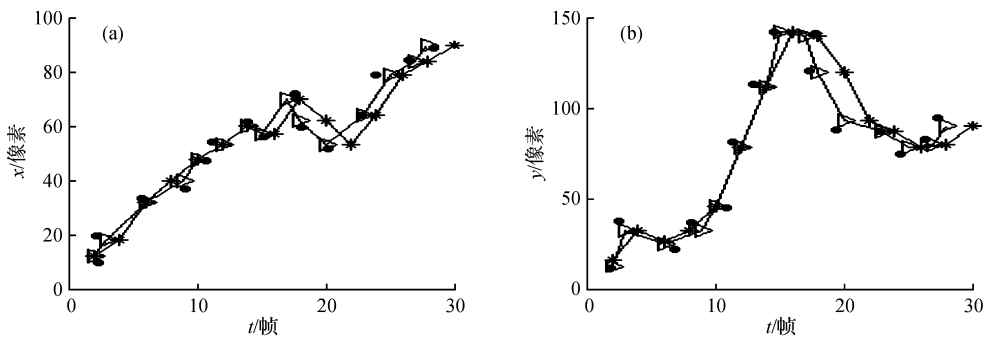


图 4 视频序列片段及目标跟踪效果



* 表示用 Kalman-Meanshifts 预测位置, Δ 表示结合 Kalman 预测和 K-邻近的预测位置, \bullet 表示运动目标的真实位置

图 5 目标 A 分别在 x 和 y 轴的变化曲线

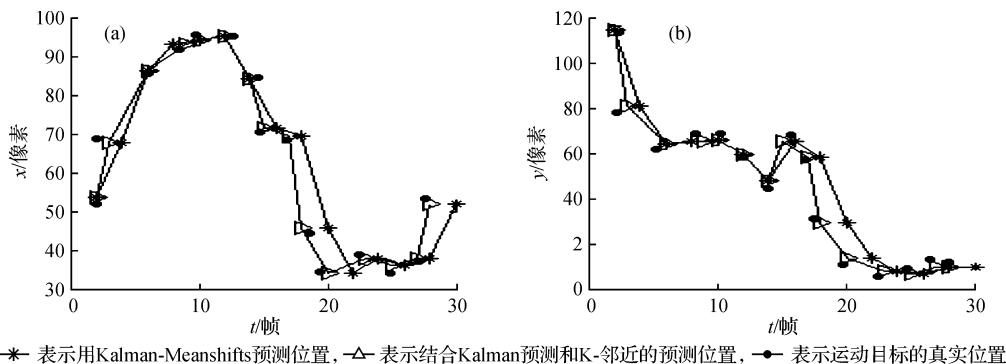


图 6 目标 B 分别在 x 和 y 轴的变化曲线

此外, K-近邻算法中 K 的取值是人工设定的, 应该根据实际情况合理选择。当 K 的取值偏大时, 增加了系统处理的时间; 当 K 的取值偏小时, 不能可靠地跟踪目标位置。在本实验中, 对 K 的取值问题, 分别就 $K=1$ 、 $K=2$ 和 $K=3$ 做了 10 次实验, 综合考虑了运算的时间和跟踪的稳定, 当 K 取 2 时效果较好, 如表 1 所示。

表 1 K 的取值与跟踪时间、稳定的关系

K-近邻中 K 的取值	处理 50 帧视频需要的时间/s	能否稳定跟踪
$K=3$	9.524	能
$K=2$	7.932	能
$K=1$	5.253	不能

表 2 将 Kalman-Meanshift 预测质心的位置与 Kalman-K 近邻预测质心的位置做了比较, 通过与触点的实际质心位置对比, 可以发现, 尽管利用 Kalman-K 近邻预测的质心位置与实际质心位置仍有偏差, 但偏差幅度小于 Kalman-Meanshift 预测的结果。

表 2 跟踪预测结果对比

帧数	实际质心位置(像素)	Kalman-Meanshift 预测质心位置(像素)	Kalman-K 近邻预测质心位置(像素)
第 5 帧	A(45,31) B(18,75)	A(42,33) B(20,70)	A(46,30) B(20,73)
第 7 帧	A(68,73) B(57,17)	A(65,70) B(54,15)	A(65,72) B(58,19)
第 13 帧	A(102,69) B(94,29)	A(95,65) B(90,26)	A(105,67) B(92,33)
第 17 帧	A(117,17) B(93,75)	A(110,14) B(87,70)	A(120,16) B(90,73)

5 结束语

本文提出了一种基于 Kalman 预测和 K-近邻的多目标跟踪方法, 并将其应用于目标检测与跟踪, 较好地实现了对运动目标的跟踪。实验结果显示, 这种跟踪方法可以用来对多个目标进行跟踪, 由于采用了 K-近邻的数据关联算法, 即使被跟踪目标个数增多, 系统的处理时间不会成倍增加, 但是由于 Kalman 滤波的局限性, 如何有效利用各个运动目标的多种特征信息来提供多目标跟踪的稳定性和成功率, 仍需要进一步研究。

参考文献:

- [1] Kalman R E. A new approach to linear filtering and prediction problems[J]. Transactions of the ASME-Journal of Baisc Engineering, 1960, 82(1): 35-45.
- [2] 石章松, 孙 凯. 单站纯方位目标多模型卡尔曼滤波跟踪算法的研究[J]. 系统仿真学报, 2006, 18(7): 1802-1805.
- [3] 邓小龙, 谢剑英. 基于交互式多模型的例子滤波算法[J]. 系统仿真学报, 2005, 17(10): 2360-2362.
- [4] 李 金, 于 虹. 基于量子遗传和无迹例子滤波的人体运动跟踪[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(18): 4867-4871.
- [5] 柳宗浦, 赵曙光, 潘翔鹤, 等. 一种融合 Kalman 预测和 Mean-shift 搜索的视频运动目标跟踪新方法[J]. 光电子技术, 2009, 29(1): 30-33.
- [6] 包晓敏, 汪亚明, 郝保明, 等. 基于聚类和 $\alpha\beta\gamma$ 滤波的运动跟踪[J]. 测试技术学报, 2009, 23(4): 288-292.
- [7] Fukunaga K, Narendra P M. A branch and bound algorithm for computing k-nearest neighbors[J]. IEEE Trans Computers, 1975, 24(7): 750-753.

- [8] 孙 凯, 刘士荣. 多目标跟踪的改进 Camshift/卡尔曼滤波组合算法[J]. 信息与控制, 2009, 38(1): 9-14.
- [9] 虞 旦, 韦 巍, 张远辉. 一种基于卡尔曼预测的动态目标跟踪算法研究[J]. 光电工程, 2009, 36(1): 52-56.
- [10] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of nonrigid objects using mean shift[C]//Proc of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR), 2000: 142-149.
- [11] 何 亮, 宋擒豹, 沈钧毅, 等. 一种新的组合 K-近邻预测方法[J]. 西安交通大学学报, 2009, 43(4): 5-9.

Tracking of Multi-objects Base on Algorithm of Kalman Filter and Knn

CAO Zuo-bao^a, BAO Xiao-min^a, WANG Ya-ming^a, ZHOU Yan-jiang^b

(Zhejiang Sci- Tech University, a. School of Informatics and Electronics;

b. School of Machinery and Automation, Hangzhou 310018, China)

Abstract: In this paper, directing at the strong points and weak points of Kalman filter based on tracking method, a novel approach to tracking of multi-objects is studied. By using Kalman-filter, the researchers predict locations where objects most probably appear in a next-frame, determine the search radius and k , calculate the shortest Euclidean distance with the predicted target object in this radius by using k -nearest neighbor, and then determine the true target location. Based on the MATLAB simulation environment to achieve the tracking algorithm, experimental results show that tracking results and performance is better. In addition, selecting a reasonable k values, can reduce the computation and speed up the system processing speed.

Key words: multi-object tracking; knn; kalman filter; euclidean distance

(责任编辑: 陈和榜)