文章编号:1001-5078(2009)05-0558-04

图像与信号处理。

一种基于 Kalman-mean shift 的自适应跟踪算法

袁胜智,谢晓方,李洪周 (海军航空工程学院兵器科学与技术系,山东烟台 264001)

摘 要:提出了一种基于 Kalman-mean shift 的自适应跟踪算法。利用卡尔曼滤波器预测目标 在当前时刻的起始位置,并利用互信息量与目标尺寸之间的关系,在 mean shift 算法中加入了 一个尺度更新项,通过尺度更新对运动目标,特别是目标尺寸变化的目标进行自适应跟踪。实 验表明该算法提高了 mean shift 跟踪算法的适应性,有效地解决了长时间跟踪过程中尺度变 化目标定位困难的问题。

关键词:mean shift;Kalman 滤波;目标跟踪;互信息量中图分类号:TP391 文献标识码:A

Bandwidth-adaptive tracking algorithm based on Kalman-mean shift method

YUAN Sheng-zhi, XIE Xiao-fang, LI Hong-zhou

(Department of Science and Technology of Weapons, Naval Aeronautical and Astronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: A bandwidth-adaptive tracking algorithm based on Kalman-mean shift method is proposed. Firstly, the starting position of mean shift is predicted by Kalman filter at present, and then a scale updating item of tracking window is appended in the mean shift algorithm based on the relation between mutual information and the object scale. Through the scale updating, the moving object, especially the object of scale variance, is adaptively tracked. Experimental results demonstrate that the adaptability of mean shift method is enhanced by the improved algorithm, which is effectively applied in the tracking problem for the object of scale variance in the process of long time tracking. **Key words**:mean shift;Kalman filter;object tracking;mutual information

1 引 言

Mean shift 算法是一种基于密度梯度的无参估 计算法。2000年, Dorin Comaniciu 等将该算法引入 到了目标跟踪领域^[1],取得良好的跟踪效果。该算 法凭借良好的实时性、鲁棒性,受到越来越多研究 人员的重视,已成为国内外目标跟踪研究的热点 之一。

标准 mean shift 算法中,核函数窗宽保持不变, 当目标尺度发生变化时,会导致定位不准确甚至目 标丢失;缺少目标模型实时更新,当进行长时间跟踪 时,目标常因存在外观变化或出现遮挡导致丢失。 针对不足,研究人员进行不断改进。文献[2]论述 了 mean shift 中核函数带宽的选择问题,但计算繁 琐。文献[3]以核窗宽做正负 10% 增量修正,但该 方法对尺寸逐渐缩小的目标有较好的跟踪效果,而 跟踪尺寸逐渐增大的目标容易丢失。文献[4]、[5] 利用 Kalman 滤波来更新目标模型,从而使算法稳 健,但其尺度更新方法还是基于文献[3]的方法。 Collins 将尺度空间^[6]和 mean shift 相结合,解决了 核函数带宽实时变化问题,但损失了实时性。

作者简介:袁胜智(1977 -),男,博士研究生,主要从事武器系 统建模与仿真及图像压缩与目标识别等领域研究。E-mail:yuanshengzhi_hy@ sina. com

收稿日期:2008-11-08

本文从 mean shift 算法分析出发,引入 Kalman 滤波来进行目标运动辨识与估计,并利用互信息量 与目标尺寸的关系,在 mean shift 跟踪算法中加入 了一个尺度更新项,完成了基于 Kalman-mean shift 自适应跟踪算法设计。实验结果表明,改进的跟踪 算法能自动选择合适的跟踪窗口大小,能够有效地 跟踪尺寸变化的目标,并且具有很好的实时性。

2 Mean shift 方法原理分析

Mean shift 算法,主要是通过建立目标模型、候选目标模型,选取合适的相似度函数度量目标模型 和候选目标模型的相似性,通过求相似性函数的最 大值求取关于目标的 mean shift 向量,根据收敛性, 不断迭代计算 mean shift 向量,最终使目标收敛到 目标的真实位置,从而达到跟踪的目的。

目标模型及候选区域模型常采用加权模型,如 式(1)、式(2):

$$q_{u} = C \sum_{i=1}^{n} k \left(\left\| \frac{y_{0} - x_{i}}{h} \right\|^{2} \right) \delta \left[b(x_{i} - u) \right]$$
(1)

$$q_{u} = C_{h} \sum_{i=1}^{n_{h}} k(\left\| \frac{y - x_{i}}{h} \right\|^{2}) \delta[b(x_{i} - u)]$$
(2)

其中,k(x)为各点加权的核函数的轮廓函数(常用 Epanechnikov 核函数);h 为核函数带宽; $\delta(x)$ 是 Delta 函数;C是一个标准化的常量系数; C_h 是标准 化常量系数。

Comaniciu 在文献[3]中说明了在 mean shift 算 法中 Bhattacharyya 系数是优于其他相似性函数的一 种选择。因此,选择 Bhattacharyya 系数作为 mean shift 跟踪算法的相似性函数,定义为:

$$\rho(y) = \rho[\vec{p}(y), \vec{q}] = \sum_{i=1}^{m} \sqrt{\dot{p}_u(y) \dot{q}_u}$$
(3)

将 Bhattacharyya 系数 $\rho(y)$ 在 $p_u(y_0)$ 处进行泰 勒展开,并根据 mean shift 无参密度估计理论,可整 理得到目标中心迭代式:

$$y_{j+1} = \frac{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i k' \left(\left\| \frac{y_j - x_i}{h} \right\|^2 \right)}{\sum_{i=1}^{n_h} x_i w_i k' \left(\left\| \frac{y_j - x_i}{h} \right\|^2 \right)}, j = 0, 1, 2, \cdots$$
(4)

通过求取 y_1 ,完成一次均值平移,随后可令 $y_1 \rightarrow y_0$ 进行下一次均值平移;由算法收敛性可知,其 总是向 Bhattacharyya 系数的局部极值移动。当核窗 口的位置移动到峰值时, $y_0 \approx y_j$,此时核窗口将在目 标所处位置收敛,从而完成目标定位。从式(4)可 以看出,mean shift 迭代式依赖于带宽 h,却本身没 有能力自适应调整窗宽。

3 Kalman 目标运动估计

标准的 mean shift 跟踪算法是以上一帧的目标 位置作为当前帧迭代的初始位置,并在其邻域内寻 找使相似度函数极大值的位置。如果运动目标尺度 变化较快且附近有其他相似物体靠近时,很容易丢 失目标或误定位。事实上,空间目标的运动是连续 的、有规律的,无论是机动还是非机动,都可以在一 定范围内用某种数学模型来近似描述。因此可以采 用一定的方法进行目标运动辨识与估计,从而提高 算法的实时性。Kalman 滤波是一种最小均方误差 估计方法。采用 Kalman 进行运动目标位置预测可 将搜索窗口限制在一个很小的范围,从而减小了运 算量,提高速度;可利用运动趋势将目标和其他相似 物体或噪声分开;也可独立用于多目标跟踪。

设一个离散时间线性系统的状态方程和观测模型^[7]分别为:

$$X(k) = A(k-1)X(k-1) + B(k)W(k)$$
 (5)

$$Y(k) = C(k)X(k) + V(k)$$
(6)

令信号向量 $X(k) = [x(k) y(k) x'(k) y'(k)]^{T}$,其中 x(k), y(k)分别是目标中心在 x, y 轴

y'(k)」,具中x(k),y(k)分别是日标中心在x,y 轴 上的位置分量;x'(k),y'(k)分别是x,y 轴上的速 度。观测向量 $Y(k) = [x_e(k) y_e(k)]^T$,其中 $x_e(k)$, $y_e(k)$ 分别是目标中心在x,y 轴上位置的值。加速 度 a 是随机变量,且 $a(t) \sim N(0,\sigma_w^2)$ 。那么 Kalman 状态方程和观测模型可以表示为:

$$\begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ x'(k) \\ y'(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k-1) \\ y(k-1) \\ x'(k-1) \\ y'(k-1) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} t^2/2 \\ t^2/2 \\ t \\ t \end{bmatrix} W(k)$$

$$(7)$$

$$\begin{bmatrix} x_c(k) \\ y_c(k) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x(k) \\ y(k) \\ x'(k) \\ y'(k) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} V(k) \quad (8)$$

通过 Kalman 滤波预测,将得到的运动目标位 置估计值作为 mean shift 算法在初始迭代位置,然 后在其邻域内寻找最佳匹配位置。经过实验表 明^[7],引入 Kalman 滤波后,可减少运算量,能够适 应目标快速运动的情况,并能解决某些特殊遮挡 问题。

4 基于 Kalman-mean shift 的自适应跟踪算法

文献[8] 基于信息量与目标尺寸的关系,在 mean shift 算法加入了一个尺度更新项,取得了较好 的效果。然而从信息论角度出发,互信息量作为两 个变量(两幅图像)之间相关性的量度,更具有代表 性。因此,本文依据互信息量与目标尺寸之间的关 系,对文献[8]的尺度更新项进行了修正,并基于 Kalman 目标运动辨识与估计,设计了基于 Kalmanmean shift 的自适应跟踪算法。

4.1 图像的互信息量

互信息量只依赖于图像本身的信息,不需要任 何假设或先验知识,也不需要对图像进行特征点提 取等预处理,是衡量图像之间信息相互关联的一种 度量,可以看成是联合灰度直方图的一个测度。

两图像 A 和 B 的互信息量可定义为:

I(A,B) = H(A) + H(B) - H(A,B) (9) 其中,H(A),H(B)分别是图像A,B的平均信息量, 即图像的信息熵,其具体定义如公式(10), $M_i(A, B)$ 是两者相关平均信息量,即互信息量。

$$H(\bullet) = -\sum_{i=0}^{L-1} p(x_i) \log_2 p(x_i)$$
(10)

同样,依据信息熵的定义,图像 *A*,*B* 联合信息 熵的定义如下:

$$H(A,B) = -\sum_{i,j} P_{A,B}(x_{Ai}, x_{Bj}) \log_2 P_{A,B}(x_{Ai}, x_{Bj})$$
(11)

设 $P_A(x_{Ai})$, $P_B(x_{Bj})$ 为边缘概率密度函数, $P_{A,B}$ (x_{Ai} , x_{Bj}) 为联合概率密度函数。h 为两幅图像的联 合直方图, 可由二维矩阵表示, $h(x_{Ai}, x_{Bj})$ 表示在图 A 中具有灰度为 x_{Ai} , 且在图 B 中具有灰度值 x_{Bj} 的相 关点的个数, 那么有:

$$P_{A,B}(x_{Ai}, x_{Bj}) = \frac{h(x_{Ai}, x_{Bj})}{\sum_{i,j} h(x_{Ai}, x_{Bj})}$$
(12)

4.2 互信息量与目标尺寸的关系

在研究互信息量与目标尺寸之间的关系时,需 引入预测扩展窗口的概念。该窗口以 Kalman 滤波 预测的目标位置估计值为中心,进行矩形扩展,具体 大小可设定。本文将设为图像的1/4。显然预测扩 展窗口可看目标位置估计值为中心的一个邻域,是 mean shift 算法的迭代搜索范围。引入该窗口,可减 小匹配搜索区域,同时减少 mean shift 迭代次数。 设需跟踪的目标模板(即时更新的)为图像 A(其信 息量为 I₀),下一帧图像中的预测扩展窗口图像设 为 B,计算两幅图像的互信息量 I(A,B)。当目标尺 寸增大时,其互信息量呈增加趋势。依据文献[8] 尺度效应推广实验基本思想,本文选取 40 帧坦克序 列图像(如图 1(a)、(b)、(c)所示)进行跟踪实验, 分别计算互信息量与模版图像信息量的比值以及目标矩形区域尺寸比值 S,并求得误差 $e = 1 + \log_2 [I(A,B)/I_0] - S$ 。误差曲线如图 1(d)所示。

由误差曲线图可知,误差相对很小。因此,互信 息量与模板信息量的比值和物体尺寸存在如下的关 系: $H \approx H_0(1 + \log_2[I(A,B)/I_0],其中 H_0 指前一帧$ 的物体尺寸,H指当前帧的物体尺寸。





4.3 跟踪窗口自适应跟踪算法

自动更新跟踪窗口是改进跟踪算法的关键。根据上述的互信息量与跟踪目标尺寸的关系,本文在mean shift 算法中加入了一个尺度更新项,跟踪窗口的尺度变化按照 s = 1 + log₂[I(A,B)/I₀]比例进行更新。跟踪窗口自适应方法思想是:未出现遮挡时,利用更新的目标模版(第一帧为人工指定,后序帧目标模板采用跟踪后的目标区域进行更新),通过Kalman 滤波估计下一帧目标位置估计值,获取预测扩展窗口,计算预测扩展窗口图像与目标模版图像的互信息量与目标模版图像的信息量的比值,然后按照关系进行尺度更新;出现遮挡时,不进行更新。参照标准的 mean shift 跟踪算法的流程,引入 Kalman 目标运动辨识与估计和互信息量更新尺度后,相应的自适应跟踪算法流程如下:

1)初始化帧计数器 n = 0,设定初始跟踪窗口参数,尺度变化比例 S = 0;目标位置 y_0 ,计算目标模型 $P_u(y_0), u = 1, \dots, m$;

2)读取下一帧图像,即 n = n + 1,并利用 Kalman 滤波器预测运动目标位置的估计值;

3) 计算预测扩展窗口图像与模板图像的互信 息量与模板图像的信息量比值,并由关系式 s = 1 + log₂[I(A,B)/I₀]得到跟踪窗口变化比例,更新当前 跟踪窗口尺度;

4) 计算权值 w_i, *i* = 1, …, n; 并迭代计算候选目标的新位置 y₁;

5) 计算候选模型 $q_u(y_1), u = 1, \dots, m,$ 并计算它 与目标模板的相似度;

6) 如果 $\rho(y_1) > \rho(y_0)$,那么 $y_1 \leftarrow (y_0 + y_1)/2$;

7)如果 || $y_1 - y_0$ || < ε (ε 选择,应保证匹配搜 索窗口目标之间距离小于一个像素)则停止计算, 并将以 y_1 为中心,跟踪窗口尺度内的目标图像更新 为模板图像;否则 y_0 ← y_1 ,转到步骤 4)。

5 实验结果

为了验证上述自适应算法的有效性,分别采用 窗宽固定 mean shift 算法和自适应带宽算法对存在 尺度变化的红外飞机序列图像(共截取 110 帧,大 小为 256 × 200)进行跟踪实验。跟踪窗口选矩形 窗,初始跟踪窗在第 1 帧手动选择,初始窗口宽度 (w,h) = (2,2)。选取下列 5 帧序列图像跟踪情况 以示说明。其中,图 2(a)标准 mean shift 算法跟踪 效果;图 2(b)本文提出的自适应算法的跟踪效果。 从图 2(a)可以看出,当长时间跟踪时,特别是目标 尺寸发生变化时,若不及时更新目标模板,会产生目 标丢失的现象。而本文提出的自适应跟踪算法,能 较准确估计目标位置,并根据预测扩展窗口与目标 模板的互信息量进行尺度更新,能适应目标的尺寸 变化,同时保持 mean shift 算法的实时性。

 第2帧
 第8帧
 第32帧
 第72帧
 第110帧

 (a)标准 mean shift 算法跟踪效果

6 结 论

由于传统带宽固定 mean shift 跟踪算法和带宽 增量修正法^[3]存在尺度和空间定位不准确的缺陷。 本文在 Kalman 目标运动估计的基础上,引入预测扩展窗口,通过互信息量与目标尺寸之间的关系,引入 尺度更新项,提出了一种基于 Kalman-mean shift 的 自适应跟踪算法。跟踪实验表明,该算法对提高 mean shift 跟踪算法的适应性有重要意义,有效地解 决了长时间跟踪过程中尺度变化的目标定位困难的 问题。

参考文献:

- D Comaniciu, V Ramesh, P Meer. Real-time tracking of non-rigid objects using mean-shift [J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2000, 2: 142 - 149.
- [2] D Comaniciu, V Ramesh, P Meer. The variable bandwidth mean shift and data-driven scale selection [C]. Proc. 8th Intl. Conf. on Computer Vision. Vancouver, Canada: IEEE, 2001, 1:438-445.
- [3] D Comaniciu, V Ramesh, P Meer. Kernel-based object tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2003, 25(5):564 – 577.
- Peng Ning-song, Yang Jie, Liu Zhi. Mean shift blob tracking with kernel histogram filtering and hypothesis testing
 [J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26 (5): 605-614.
- [5] 彭宁嵩,杨杰,周大可,等. Mean-Shift 跟踪算法中目标
 模型的自适应更新[J].数据采集与处理,2005,20
 (2):125-129.
 - [6] Robert T Collins. Mean-shift blob tracking through scale space[C]//2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR' 03). Vancouver, Canada: IEEE, 2003,2:234 - 240.
 - [7] 凡友福.均值平移算法在目标跟踪中的应用[D],武汉: 武汉理工大学,2007,11: 19-20.
- [8] 钱惠敏,茅耀斌,王执铨.自动选择跟踪窗尺度的 Mean-Shift算法[J].中国图像图形学报,2007,2(2): 246-249.

⁽b)本文提出的自适应算法的跟踪效果 图2 两种算法跟踪效果比较