

基于分割的复杂运动跟踪的研究

青波, 杨晨辉, 陈涛

(厦门大学信息科学与技术学院 计算机系, 福建 厦门 361005)

摘要:对于不同的运动物体, 不规则的运动轨迹, 可能出现的目标形状改变以及遮挡等复杂问题, 引入位置、速度、加速度和颜色等特征向量, 建立起跟踪所需的特征模型; 对于不规则运动, 将其运动轨迹划分为多段简单且规则的分段运动, 然后利用 Kalman 滤波对运动目标参数进行定义; 而对于遮挡, 利用反馈 Kalman 滤波器预测下一状态, 以实现目标的跟踪。实验结果表明, 采用这种灵活的分割研究方法, 可以对不同运动目标及其不规则运动行为进行良好的跟踪, 算法具有较强的鲁棒性。

关键词:复杂运动; 特征模型; 卡尔曼滤波器

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2009)04-0157-03

Research in Complex Motion Tracking on Segmentation

QING Bo, YANG Chen-hui, CHEN Tao

(Computer Dept., School of Information Science and Technology, Xiamen University, Xiamen 361005, China)

Abstract: For different motion objects, irregular motion tracking, possibly change of object figures also covering problems and so on, import in eigenvectors of location, speed, acceleration and colors, then build its characteristic model which tracking needs. First, for irregular motion, separate its complex track into several simple motion segments. Then, by Kalman filter define the motion parameters. For covering problems, by feedback of Kalman filter can predict the next motion status so that can make good tracking come true. Experimental results shown that this flexible segmental method can track different objects and irregular motion well. Also this algorithm demonstrated its robustness.

Key words: complex motion; characteristic model; Kalman filter

0 引言

当前的跟踪技术^[1], 主要是利用计算机视觉和视频分析的方法对图像序列进行分析、处理, 以实现场景中目标的定位、识别与跟踪。而随着计算机运算能力的不断提高, 视觉视频^[2]技术、人工智能、图像处理、模式识别等领域知识的快速发展, 各种新方法、新算法层出不穷, 运动目标的检测与跟踪呈现出了蓬勃的发展势头。

在视频检测技术中, 对目标的检测与分割是指检测并提取与背景存在相对表观运动的目标前景, 并根据灰度、边缘、形状等二维图像特征将运动前景进一步分割, 利用图像对象的空间、时间特性来描述运动对象, 在任何跟踪系统中, 对运动目标的检测识别都是进行后续跟踪的关键之一, 当前最常用的一种方法是背

景差分法^[3]。

运动物体的跟踪^[4], 就是在一系列图像序列中发现并提取运动目标, 通过第 K 帧图像对第 $K+1$ 帧图像进行初步分割, 比较前后两帧图像的分割区域, 然后以目标的时空特性来描述运动对象并实现跟踪。视频跟踪方法主要有基于特征的跟踪, 基于模型的跟踪, 基于区域的跟踪以及基于主动轮廓的跟踪等。当前对图像帧进行处理的方法存在很多问题, 如计算量庞大, 由于环境和天气等因素的影响抗干扰能力差, 视频帧丢失时跟踪失败, 目标运动较为复杂或发生遮挡时都不能较好甚至正确地进行识别和跟踪。

针对一般算法的局限性, 引入了解决复杂二维运动跟踪问题的方法, 即将复杂运动分割为多段简单运动, 在较短时间内将每段运动作为一线性时不变系统, 通过 Kalman 滤波器预测其参数并进行有效的跟踪; 在解决遮挡问题时, 以目标特征作为模型, 通过遮挡前后瞬间特征的较大变化作为依据判断是否发生遮挡, 然后以反馈 Kalman 滤波器对遮挡后的目标进行预测跟踪。

收稿日期: 2008-08-05

作者简介: 青波 (1982-), 男, 四川南充人, 硕士, 助教, 研究方向为图形图像、模式识别、视频检测与跟踪; 杨晨辉, 教授, 硕士研究生导师, 研究方向为模式识别、车牌识别、视频检测。

1 Kalman 滤波算法及其改进

卡尔曼滤波器是一种递推估计器,一种最优化自回归的数据处理算法。递归技术是其最重要的特征,递归的每次运算都以前一个输入信号作为依据,即 K 时刻的系统状态只依赖于 $K-1$ 时刻的系统状态,其原理是通过 $K-1$ 时刻计算得到的系统最优值 $X(K-1|K-1)$ 给出 K 时刻的预测值 $X(K|K-1)$,然后取得 K 时刻的系统测量值 $Z(K)$,由预测值和测量值得出系统在该时刻的后验估计值,即最优值 $X(K|K)$,整个滤波器的流程即是:“状态预测转移模型-平滑处理模型”不断交替递归。

卡尔曼滤波器主要处理离散控制过程的系统,该系统可用一个线性随机微分方程来描述,且系统噪声和测量噪声都是高斯白噪声:

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

系统的测量值:

$$Z(k) = H X(k) + V(k)$$

其中, $X(k)$ 是 k 时刻的系统状态, $U(k)$ 是 k 时刻对系统的控制量, A 和 B 是系统参数,多模型系统时为矩阵, $Z(k)$ 是 k 时刻的测量值, H 是测量系统的参数,对于多测量系统(多个量测参数), H 为矩阵, $W(k)$ 和 $V(k)$ 分别表示过程噪声和测量噪声,作为高斯白噪声处理,协方差(covariance)分别是常数 Q, R 。即:

$$E[W_k W_i^T] = \begin{cases} Q_k & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases}$$

$$E[V_k V_i^T] = \begin{cases} R_k & i = k \\ 0 & i \neq k \end{cases}$$

$$E[W_k V_i^T] = 0$$

卡尔曼滤波以最小均方误差作为最优准则,从信号的相关测量值中预测估计下一信号;由于参数随时时间不断变化,卡尔曼滤波采用了最小二乘逼近法对其进行估计;对随时间变化的运动矢量,建立一个基于特征的观察模型获取一组与参数对应的不同时刻的参数值。

卡尔曼滤波是一种最优估计器,对系统的动态自递归预测过程为:

$$X(K|K-1) = A X(K-1|K-1) + W(K) \quad (1)$$

$$P(K|K-1) = A P(K-1|K-1) A^T + Q \quad (2)$$

其中: $X(K-1|K-1)$ 为上一时刻的最优值, $X(K-1|K-1)$ 为 k 时刻的预测值, $P(K|K-1)$ 对应 $X(K|K-1)$ 的预测均方误差。

在 K 时刻获取系统测量值 $Z(K)$ 后对预测结果 $X(K|K-1)$ 进行修正:

$$X(K|K) = X(K|K-1) + G(K)[Z(K) - H X(K|K-1)] \quad (3)$$

$$P(K|K) = [1 - G(K)H]P(K|K-1) \quad (4)$$

为了使最优值与实际值误差最小,需要计算调和因子 $G(K)$,即利用最小均方误差原理,使得协方差矩阵

$$C_k = E[e_k e_k^T] = E[(X_K - X_{K|K})(X_K - X_{K|K})^T] \text{ 最小。}$$

通过计算得到修正参数:

$$G(K) = P(K|K-1)H^T/[HP(K|K-1)H^T + R] \quad (5)$$

修正后即得到 K 时刻的最优后验估计值 $X(K|K)$, $P(K|K)$,如此便可对下一状态进行预测-修正,完成自递归过程^[5]。

2 卡尔曼滤波器对目标运动参数的定义及复杂跟踪的实现

卡尔曼滤波作为一种无偏估计,被大量用于运动目标的检测与跟踪^[6]领域里。而在实际中,由于目标运动过程的复杂性,运动模型的不断变化,仅仅基于某种滤波难以实现目标的跟踪,但任何复杂运动都是简单运动的集合,将其分割,在一个个较短时间段内,运动比较规律,因此可以将其视作简单的线性运动加以处理。

对于每小段时间段内的线性运动,首先建立目标运动模型,以特征模型作为识别-跟踪的依据,选取目标中心点坐标值,来描述目标运动轨迹的位置矢量。由于相邻帧间时间间隔较短,目标运动变化较小,可以假设目标在任意简单运动中作匀变速运动(匀速运动是加速度 $a = 0$ 的匀变速运动),因此选取某一时刻目标的中心点位置、速度、加速度作为卡尔曼滤波器的运动状态参数^[7]。采用一般方法将固定场景中的 2D 跟踪在 X, Y 方向上分别计算,为提高运算速度,以 X 方向为例, Y 方向类似,引入目标的状态向量:

$$X(k) = [x(k) \ v(k) \ a(k)]^T$$

其中 $x(k)$ 为 X 方向上的位置矢量; $v(k)$ 为某时刻中心点速度; $a(k)$ 为此时加速度。由此可得目标运动的状态方程:

$$X(k) = A X(k-1) + \delta(k) \quad (6)$$

其中, $\delta(k) = [0 \ u(k) \ 0]^T$ 为系统噪声,其协方差矩阵:

$$Q = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & u^2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

状态转移方程:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & t & t^2/2 \\ 0 & 1 & t \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

t 为相邻帧时间间隔,作为系统 $u(k)$ 。

测量值:

$$Z(k) = HX(k) + s(k) \quad (7)$$

量测矩阵: $H = [1 \ 0 \ 0]$; 量测噪声 $s(k)$ 的协方差: $R = [s^2]$ 。

假设噪声初值: $u^2 = s^2 = 1$; 执行递归过程的跟踪,必须知道最优值 $X(K-1|K-1)$ 及其协方差 $P(K-1|K-1)$ 或知道预测协方差 $P(K|K-1)$,而目标的初始中心位置、速度、加速度的确定至少需要初始连续三帧图像才能获取。假设目标在任一简单运动段内前三帧通过计算测量得到中心位置矢量分别为 $z(1)$ 、 $z(2)$ 、 $z(3)$,由此可预测第三帧处的以上三个特征量,此时预测三个矢量的估计矩阵为:

$$X(3) = \begin{bmatrix} z(3) \\ [z(3) - z(2)]/t \\ [z(3) - 2z(2) + z(1)]/t^2 \end{bmatrix}$$

由状态预测方程(6)和测量方程(7)求得第三帧时的实际状态值:

$$X(3) =$$

$$\begin{bmatrix} z(3) - s(3) \\ [z(3) - s(3) - [z(2) - s(2)]]/t + u(3) \\ [z(3) - 2z(2) + z(1) - s(3) + 2s(2) - s(1)]/t^2 \end{bmatrix}$$

由上式可得二者之间的误差值: $e = X(3) - X(3)$,其协方差矩阵为:

$$P(3) = E([X(3) - X(3)][X(3) - X(3)]^T)$$

因此得到 $k = 3$ 时的最优值 $X(3)$ 及最优值协方差 $P(3)$,利用(1)~(5)式便可对后续状态进行预测和修正,在 Y 方向上同样的原理。

以上卡尔曼滤波器只处理某段时间内的简单运动,但当目标(如足球等)的运动变化较大时,简单运动的划分和重采样就很重要,这里讨论划分问题,划分以简单运动的最后一帧与下一帧或下面连续几帧的运动差异作为依据。以连续三帧的中心点 A 、 B 、 C 坐标值作为判断条件,向量 AB 、 BC 如果在方向上发生较大偏差,则认为应该以 B 点作为上一简单运动的最后一个位置点,在 C 点处应该重新划分,作为下一简单运动的起始帧。描述如下:

$$\alpha = \cos \theta = \frac{AB \cdot BC}{|AB| \cdot |BC|}$$

其中 $-1 \leq \alpha \leq 1$ 为偏移参数,是简单运动划分的依据,在实验中可以自动设定其门限值,当 $\alpha < 0.96$ 时,开始下一简单运动的跟踪。

当目标发生遮挡时^[8],其检测矩形框尺寸在前后两帧间突然变大,由此可判断目标是否发生遮挡。遮挡分为部分遮挡和完全遮挡,部分遮挡利用目标的边缘信息,采用前面提出的跟踪算法正常跟踪;发生完全遮挡,则引入 Mean-Shift 算法,在视觉跟踪领域,Mean-Shift 是一个非常优秀的算法,具有实时性好、对遮挡、目标变形鲁棒性好等优点。其 Bhattacharyya 系数也能更好地判断目标是否发生遮挡。对于任意图像帧:

$$p(s_k) = \begin{cases} 1, \text{未遮挡} & \rho(s_k) \geq T \\ 0, \text{发生遮挡} & \text{其它} \end{cases}$$

在此,引入 Kalman 滤波器为 Mean-Shift 跟踪算法选择初始点。

3 实验小结

文中提出的算法主要用于固定场景的运动目标跟踪,运动具有一定的复杂性,这类运动如车辆的跟踪问题、球类运动问题、机器人足球赛球的跟踪、人的行为的跟踪等。在这里以场景内的机器人足球比赛中的球作为目标,进行运动分析。小球的运动轨迹比较复杂,但另一方面它又是在一个二维平面上的运动,特征模型固定,跟踪比较容易实现。

由于需要位置、速度、加速度这些运动矢量,必须首先建立起一个二维的场景模型,以固定场景视频图像的左下角点作为原点,向右建立 x 坐标,向上为 y 坐标,建立目标小球的二维坐标系。如图 1 所示,为不同角度的小球。

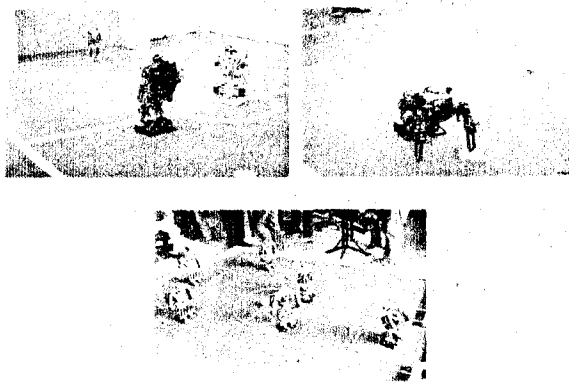


图1 跟踪区域场景中的小球

对小球的运动轨迹进行跟踪,对视频图像前 50 帧进行连续采样后,描述小球的运动轨迹,由于小球运动不规则,容易被机器人遮挡,或是被机器人踢出有效区域,在跟踪过程中,第 8~13 帧、17~26 帧、35~41 帧、43~48 帧发生了机器人对小球的部分或是全部遮挡,而第 29 帧小球被机器人踢出有效区域,多次检测和分割之后,算法仍能很好地对小球进行识别并进行跟踪,

(下转第 173 页)

之间的通信都是建立在安全的机制之上的,它们之间的会话采用 SSL 连接,因此保证了传输信息的安全性。这可以在 ESB、服务请求代理系统、服务提供代理系统中用 Java 的 JSSE 包来实现,在文献[10]中提供了用 Java 的 JSSE 包来实现 Java 应用程序的例子。这就克服了文献[8]中假设访问控制决策单元 AEF 和访问目标在一个可信的局域网内互相安全地访问的缺点。

③由于服务提供者在注册服务之前通过了验证,服务请求者在发送请求时也进行了验证,所以就不存在对哪一方不公平的现象,因为 ESB 是中立的,对于两方来说都进行了验证,不会使哪一方处于不利的地位。此种方式克服了文献[5]中没有对用户信息进行隐藏,当服务请求者请求服务时,服务请求者的某些隐私信息就可能暴露给服务提供者,但服务请求者可能得不到所请求的服务而导致处于不利地位的缺点。因为只要是注册成功的就能够访问。

3 结束语

提出了用公钥基础设施的公钥证书进行身份验证,用 X.509 属性证书进行访问控制的策略,把整个访问控制系统以面向服务架构 SOA 的方式建立起来,使得平台具有了跨平台性等众多优点,并在各方连接中使用 SSL 会话连接,保证了传输信息的安全性,以 ESB 作为中立的系统,保证了参与各方的公平性,为构建高效通用的访问控制系统提供了参考,有一定的实用价值和意义。在今后的工作中将进一步研究如何对

参与各方的隐私信息进行有效保护以及在此系统中如何使代理能简单有效地实现。

参考文献:

- [1] Bhatti R, Bertino E, Ghafoor A. An Integrated Approach to Federated Identity and Privilege Management in Open Systems[J]. Communications of the ACM, 2007, 50(2): 81-87.
- [2] Blobel B, Hoepner P, Joop R, et al. Using a privilege management infrastructure for secure web-based e-health applications[J]. Computer Communications, 2003, 26: 1863-1872.
- [3] Vela F L G, Montes J L I, Rodriguez P P, et al. An architecture for access control management in collaborative enterprise systems based on organization models[J]. Science of Computer Programming, 2007, 66: 44-59.
- [4] 李涛, 徐建良, 王晓燕. 基于 PMI 的工作流管理系统安全模型[J]. 微计算机信息, 2008(9): 57-59.
- [5] 杨柳, 李秉智. SOA 架构下的电信运营支撑系统[J]. 微计算机信息, 2007(1): 248-249.
- [6] 陈飞, 傅德胜. 基于 PKI 的电子商务交易系统及交易中信息安全的实现[J]. 微计算机信息, 2004(5): 115-117.
- [7] 王秋玲, 陈性元, 张斌, 等. 基于 PMI 的 Web 资源访问控制系统设计[J]. 微计算机信息, 2006(27): 41-43.
- [8] Chadwick D W, Otenko A. The PERMIS X.509 role based privilege management infrastructure[J]. Future Generation Computer Systems, 2003, 19: 277-289.
- [9] Endrei M, Ang J, Arsanjani A, et al. Patterns: Service-oriented Architecture and Web Services (Redbook)[M]. [s.l.]: IBM TSO, 2004.
- [10] 孙卫琴. Java 网络编程精解[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.

(上接第 159 页)

通过多段机器人足球比赛视频序列的验证,实验结果表明,文中提出的算法具有较高的准确性和鲁棒性。

4 结束语

提出了一种在复杂运动情况下基于卡尔曼滤波改进算法的目标跟踪新方法。在该新方法跟踪的过程中,对运动目标建立二维场景模型,对其下一运动可能发生的情况进行预判,在目标做复杂运动时,将其运动进行有效划分,并根据相关参数估计其后续状态。实验结果表明,该算法效率高,对不同的目标复杂运动均有很强的实用性。

参考文献:

- [1] Arulampalam M S, Maskell S, Gordon N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE transactions on signal processing, 2002, 50(2): 174-188.

- [2] Moscheni F. Spatio-temporal segmentation and object tracking: An application to second generation video coding[D]. Lausanne: Swiss Federal Institute of Technology, 1997.
- [3] 夏伟才, 曾致远. 一种基于卡尔曼滤波的背景更新算法[J]. 计算机技术与发展, 2007, 17(10): 134-136.
- [4] Taubin G, Cooper D B. Object recognition based on moment (or algebraic) invariants[M]. [s.l.]: MIT Press, 1992: 375-397.
- [5] LI Pei-hua, Zhang Tian-wen, MA Bo. Unscented Kalman Filter for Visual Curve Tracking[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(2): 157-160.
- [6] 姚红革, 耿军雪. 基于卡尔曼预测的视频目标实时跟踪[J]. 西安工业大学学报, 2007, 4(2): 171-175.
- [7] 陈阳, 周明全, 耿国华. 基于卡尔曼滤波器的交通参数采集系统[J]. 微机发展(现更名: 计算机技术与发展), 2004, 14(12): 7-9.
- [8] 王江涛, 杨静宇. 遮挡情况下基于 Kalman 均值偏移的目标跟踪[J]. 系统仿真学报, 2007, 9(19): 4216-4220.