

基于自适应 Kalman 滤波的机器人运动目标跟踪算法

夏天维¹, 侯翔²

(1. 遵义师范学院 计算机与信息科学学院, 贵州 遵义 563002; 2. 四川文理学院 计算机科学系, 四川 达州 635000)

摘要: 针对足球机器人比赛时的模型变化及其环境噪声先验估计不准确的问题, 提出一种基于自适应卡尔曼滤波的足球机器人视觉跟踪算法; 该算法将一种基于减背景的运动目标识别的方法与自适应卡尔曼滤波跟踪模型进行结合, 对背景进行实时更新, 并通过形态学滤波去除残留的小区域, 从而准确的识别运动目标, 通过自适应的在线调整运动模型参数来保证模型预测值的准确性, 进而提高了目标跟踪时的匹配效率, 实现了目标的精准、迅速跟踪; 通过实验证明, 该算法是很有效的, 具有推广价值。

关键词: 足球机器人; 运动目标检测与跟踪; 自适应卡尔曼滤波; 形态学

Robot Moving Target Tracking Algorithm Based on Adaptive Kalman Filter

Xia Tianwei¹, Hou Xiang²

(1. School of computer and Information Science, Zunyi Normal College, Zunyi 563002, China;

2. Department of Computer Science, Sichuan University of Arts and Science, Dazhou 635000, China)

Abstract: In view of the model change of soccer robot in games as well as inaccuracy of a priori estimate to the ambient noise, a kind of visual tracking algorithm is put forward for the soccer robot based on the Adaptive Kalman Filter (AKF). The algorithm combines a moving target recognition method based on background subtraction and the AKF tracking model together, makes real-time update to the backgrounds, removes the residual small areas through morphological filter, and thus accurately recognizes the moving targets. The adaptive on-line adjustment of motion model parameters is adopted to ensure accuracy of predicted values of the model, so that the matching efficiency at the target tracking is improved, and the accurate and rapid tracking of the target is achieved. It has been proved through experiment that this algorithm is efficient and worthy of popularization.

Keywords: soccer robot; moving target detection and tracking; adaptive kalman filter; morphology

0 引言

在足球机器人系统中, 视觉跟踪是其中一项关键技术, 是整个系统的基础^[1-2]。针对运动目标识别和跟踪问题, 近年来提出了许多方法, 比如: 基于特征目标跟踪算法^[3], 基于运动目标跟踪算法^[4]等。基于目标特征的跟踪方法对噪声比较敏感; 基于相关匹配的目标跟踪方法对目标姿态变化的适应能力较差, 运算量大, 算法的实时性不强; 光流法计算复杂, 同样在无相关硬件的支持下, 很难满足实时性要求^[5-7]。

为了提高视觉子系统的目标识别与跟踪能力, 加强对环境的适应性, 增强系统的鲁棒性, 提高系统处理的实时性, 本文利用一种基于减背景的运动目标识别的方法结合自适应卡尔曼滤波跟踪模型实现了足球机器人视觉跟踪系统。在足球机器人比赛中采用的是固定摄像机的监控方式, 这就为采用减背景法提取运动目标提供了先决条件。减背景法实现简单, 可以完全检测出运动目标, 但是背景模型的正确十分重要, 如果背景模型发生了变化, 许多非目标的像素点、甚至区域会被检测出来, 造成误检。对背景进行实时更新, 并通过形态学滤波去除残留的小区域, 可以准确的识别运动目标。能够进行实时目标跟踪的足球机器人就是先通过检测目标的移动信息, 预测目标可能的运动趋势, 通过一种卡尔曼滤波器来进行预测下一刻的大致区域以此来缩小搜索范围。

本文利用一种自适应卡尔曼估计模型, 对在跟踪目标时的

匹配效率有很大的提高, 能够达到目标的精准、迅速跟踪。大量实验结果证明了本算法的有效性。

1 机器视觉的运动目标检测方法建立

足球机器人视觉系统有着其自身的特点^[8-9]: 视觉系统采用一个摄像头, 获得的是二维图像信息: 摄像头固定, 因此视场固定; 足球机器人运动速度很高, 要求视觉系统具有较高的实时性; 比赛时的现场环境具有很大的随机性, 这就要求系统要有较好的鲁棒性。为此, 在对目标进行定位时就必须要保证高度的实时性和准确性。运动目标的分割采用的是突出目标, 消除背景的方法, 可直接利用时空图像的灰度和梯度信息进行, 如差图像法。目前来说, 差图像^[10]是比较容易实现的, 所以是使用比较广泛的检测方法。由于安装的是固定摄像头来采集数据, 所以足球机器人采用固定背景法检测运动物体。在对运动的物体进行检测时固定背景法只需要获取当前时刻的一张图像, 所以具有位置精准、响应迅速的优点。但是它也有很多的方面不是很完美, 比如会受到光线的影响, 为了减少这一干扰就需要增加背景图像更新机制, 而且当摄像头需要移动时或者背景的灰度差异不是太大时这个算法就不适合了。在实际应用时运动目标的检测不可避免的要受到噪声的影响, 这将导致无法准确无误的定位目标, 如何提高运动目标检测的鲁棒性是研究的热点, 本文利用形态学滤波结合运动目标的先验知识准确地实现了运动目标的分割, 并通过投影法定位运动目标。

1.1 背景更新的差图像法

设 $F(x, y, t)$ 表示一个图像序列, $F_K(x, y)$ 表示其中的第 K 帧, 则

$$F_K(X, Y) = B_K(X, Y) + M_K(X, Y) + N_K(X, Y) \quad (1)$$

其中的 $B_K(X, Y)$ 表示背景, $M_K(X, Y)$ 表示第 K 帧图像

收稿日期: 2014-06-14; 修回日期: 2014-07-14。

作者简介: 夏天维(1976-), 女, 贵州遵义人, 硕士, 讲师, 主要从事计算机应用技术方向的研究。

中的运动目标, $N_K(x, y)$ 代表噪声。可得差分图像:

$$D_K(x, y) = F_K(x, y) - B_K(x, y) = M_K(x, y) + N_K(x, y) \quad (2)$$

可见差分图像中包含噪声和运动目标所引起的运动变化区域两部分。按照一下原则可以分割出运动目标:

$$R_K(x, y) \left\{ \begin{array}{l} 1 \\ 0 \end{array} \right\} \begin{array}{l} D_K(x, y) \geq T \\ D_K(x, y) < T \end{array} \quad (3)$$

$R_K(x, y)$ 表示图像中的运动区域, T 的选择一般由实验确定, 而它对结果的影响至关重要。

将背景的更新策略引入上述公式:

$$B_{K+1} = (1 - \alpha)B_K + \alpha I_K \quad (4)$$

B_K 表示当前时刻背景模型, I_K 表示当前时刻中不属于运动目标的象素值, α 按照多次实验取值为 0.016。实验结果如图 1 (b)。

1.2 数学形态学除噪

足球机器人比赛中现场环境会有许多变化, 在使用图像差法进行运动目标的检测时, 会不可避免的检测出一些不属于运动目标的区域, 这就造成在进行运动目标确定时就无法达到一定的精准度, 这将使下一步定位运动目标变得困难。数学形态学滤波在数字图像和机器视觉中有着广泛应用, 通过其非线性滤波功能, 可以有效地去除残留的小区域目标。本文利用运动目标的先验知识, 将差图像 R_K 与形态学算子 B 进行开运算, 即 $(R_K \otimes B) \oplus B$, 以滤除小的连通区域, 较好的消除了噪声对运动目标分割的影响。

1.3 投影法定位运动目标

分别在垂直投影和水平投影两个方面来对差图像就行目标位置的确定。二值化后的差图像用 P 来表示, 图像的大小表示为大小为 $M * N$, H, VH 表示水平方向的投影, V 代表垂直方向的投影, 所以可以得到:

$$H(i) = \sum_{j=1}^N P(i, j) \quad i = 1, \dots, M \quad (5)$$

$$V(j) = \sum_{i=1}^M P(i, j) \quad j = 1, \dots, N \quad (6)$$

2 机器视觉的运动目标跟踪方法建立

足球机器人比赛是一种高对抗、高随机性、现场环境多变的一种复杂过程^[11]。检测出特定目标之后, 必须有效跟踪目标, 即根据已经获得的目标观测数据对目标的状态进行精确的估计。足球机器人在赛场上, 运动的机动性较强, 如何有效地跟踪机动目标是足球机器人视觉跟踪设计的关键。在技术方面其最大的问题是匹配跟踪时所设定的目标和实际目标的动力学模型。当目标沿匀速直线运动时, 采用卡尔曼滤波技术可以获得最佳估计, 但是当目标偏离匀速直线运动而作机动运动时, 就可能导致卡尔曼滤波发散现象的出现, 因而采用自适应方法是非常有必要的, 通过在线调整参数, 以获得较好的跟踪效果。

2.1 传统卡尔曼滤波模型

在传统的卡尔曼滤波模型^[12]中, 其只考虑二维图像平面点的测量噪声, 利用卡尔曼滤波方法, 可以比较精确的估计物体的位置和方向。

考虑、线性动态模型:

$$X_{K+1} = \varphi_{K+1,K} X_K + Q \quad (7)$$

$$Y_{K+1} = H_{K+1} X_{K+1} + R \quad (8)$$

预测:

$$\hat{X}_{K+1/K} = \varphi_{K+1,K} \hat{X}_{K/K} \quad (9)$$

$$P_{X(K+1/K)} = \varphi_{K+1,K} P_{X(K/K)} \varphi_{K+1,K}^T + Q \quad (10)$$

更新:

$$\hat{X}_{K+1/K+1} = \varphi_{K+1,K} \hat{X}_{K+1/K} + K_{K+1} (Y_{K+1} - H_{K+1} \varphi_{K+1,K} \hat{X}_{K+1/K}) \quad (11)$$

$$P_{X(K+1/K+1)} = (I - K_{K+1} H_{K+1}) P_{X(K+1/K)} \quad (12)$$

$$K_{K+1} = P_{X(K+1/K)} H_{K+1}^T (H_{K+1} P_{X(K+1/K)} H_{K+1}^T + R)^{-1} \quad (13)$$

式中 X_K 表示 K 时刻状态, φ_K 表示 K 时刻的系统矩阵, H_K 表示 K 时刻的测量矩阵, Q 表示运动模型的系统噪声, 测量时所得到的噪声用 R 表示, 关于误差的协方差矩阵用 P 表示, K 时刻的卡尔曼的增益矩阵用 K_K 表示, I 表示单位阵。

2.2 适应卡尔曼滤波

在讨论运动目标的估计时, 通常是在基于卡尔曼滤波的前提下假设目标模型是相对稳定的, 也就是说系统矩阵保持一定的稳定性。但是, 这种方法在应用到足球机器人的视觉中时, 就会表现的不足。因为机器人在比赛时移动速度快, 范围广, 具有很大的随机性, 所以较稳定的运动模型在这种情况下就不能完整的表现出实际目标的运动特征; 而且, 机器人在比赛场上还会受到很多噪声的干扰, 这种噪声在实验前期的是无法预测的。所以, 运用传统的卡尔曼滤波来预测目标的运动趋势时就会出现很大的误差, 严重时滤波器会出现发散现象。本文采用自适应卡尔曼滤波算法, 可以有效地解决目标运动发生突变和噪声估计发生变化情况下的运动轨迹跟踪, 在跟踪的开始, 采用常规卡尔曼滤波估计, 当估计值与实际测量值发生了较大的偏差, 并且偏差逐渐变大, 原来的运动模型无法准确描述系统的运动, 即滤波方程发散时, 系统就从一般卡尔曼滤波模型转换为自适应卡尔曼模型, 重新调整滤波参数, 这样就可以有效的避免滤波器发散, 准确估计目标的运动。

模型的噪声方差阵:

$$\begin{cases} R_K = \alpha R \\ Q_K = \beta Q \end{cases} \quad (14)$$

卡尔曼滤波增益阵为:

$$K_{K+1} = P_{X(K+1/K)} H_{K+1}^T (H_{K+1} P_{X(K+1/K)} H_{K+1}^T + \alpha_{K+1} R)^{-1} \quad (15)$$

预测均方差阵为:

$$P_{X(K+1/K)} = \varphi_{K+1,K} P_{X(K/K)} \varphi_{K+1,K}^T + \beta_{K+1} Q \quad (16)$$

验后均方差阵为:

$$P_{X(K+1/K)} = (I - K_{K+1} H_{K+1}) P_{X(K+1/K)} \quad (17)$$

残差反映了系统模型依赖量测值的程度:

$$r = Y_K - \hat{Y}_K \quad (18)$$

残差的方差阵 P_r 与 Q 和 R 有关联, 可用下面的等式计算:

$$P_r = H_{K+1} (\varphi P_K \varphi^T + Q) H_{K+1}^T + R \quad (19)$$

首先对残差的变化进行分析, 再根据分析的结果来调整滤波器的 Q, R 值。前期预测值和实际测量值之间的差值就是滤波器模型的残差。在理想的状态下所得到的残差应该为零均值自噪声。可以根据这个特点来判断滤波器是否处于最优状态。对滤波器进行多样点采集, 并计算其残差大小, 得到均值和方差。假如残差过大, 那么均值也不会是零, 这时就要对系统进行调整, 可以通过增加测量噪声并且减少系统噪声的方法, 有利于滤波器的再次工作于稳定状态。

2.3 基于自适应 kalman 滤波的运动目标跟踪

足球机器人中在对目标进行跟踪时, 其算法有四部分组成: 初始化滤波器、预测状态、调整状态、调整滤波器。

初始化滤波器: 要对跟踪的目标进行初始状态分析, 根据分析结果来设定滤波器的预测状态, 根据图像序列中所得到的位于前面的几个观测值来设定初始状态。状态变量 X_K 是四维变量 (x_K, y_K, w_K, v_K) , x_K, y_K, w_K, v_K , 分别表示目标在 x, y 坐标上的位置和速度。定义观测向量 Y_K , 即 $(xw_K, yw_K), xw_K, yw_K$ 分别表示目标的检测值。

定义状态转移矩阵:

$$\Phi_{K, K+1} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & \Delta t & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \Delta t \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (20)$$

式中, Δt 表示采样时间间隔。

系统观测矩阵为:

$$H_K = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (21)$$

假定测量噪声和系统噪声都是零均值独立向量, 所以设 W_K 和 V_K 的协方差矩阵为:

$$Q = I_{4 \times 4} \quad (22)$$

$$R = I_{2 \times 2} \quad (23)$$

其中: I 表示单位阵。

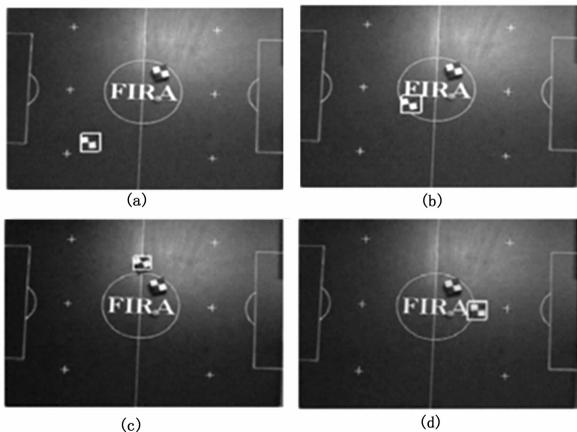
预测状态: 对图像进行处理获得差图像, 并得到目标的运动速度和位置, 把结果代入到自适应卡尔曼滤波方程, 对运动状态进行预测。

调整状态: 把分析图像后所得的数据代入式 (11) 对运动状态进行调整。

调整滤波器: 计算每一个采样点残差的均值和方差。如果结果显示残差的均值不是零, 而且方差也有很大的变化, 就需要做出相应的调整, 通过调节系数 α, β 来使滤波器工作与最优状态。

3 实验及结果分析

在 VC++6.0 环境下, 编程实现了足球机器人视觉系统的功能, 主要模块包括: 视频信息的采集模块、图像序列处理模块、控制信息输出模块。运行环境所需要的硬件要求是 PIV 1.6 G 的 CPU, 6 帧/s 的处理速度, 1 G 的内存, 具有很强的



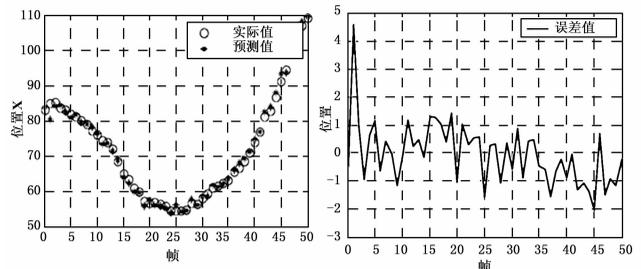
(a)~(d) 分别对应序列图像的 0, 20, 50, 75 帧

图 1 目标跟踪结果

实时性。实际跟踪效果如图 1 所示, 矩形框标识的是被跟踪目标。图 2 为由实验数据绘制的机器人跟踪效果图。

多次实验表明了利用本算法可以实现在足球机器人实际运动

环境中, 准确的提取目标, 跟踪目标: 当机器人的运动发生了机动时, 通过检测残差, 可以及时调节模型参数, 使得目标的运动模型与实际运动相一致, 达到在线修正模型参数的目的。从图 4 可以看出算法是收敛的, 估计误差在允许范围内, 满足足球机器人比赛中对于目标的跟踪满足实时性、鲁棒性的要求。



(a) 实际值与预测值 (b) 误差值
图 2 目标实际位置、预测位置与误差

4 结论

本文根据足球机器人系统的特点, 以背景更新的差图像法结合形态学去噪、投影定位运动目标: 利用自适应卡尔曼滤波模型, 有效解决了足球机器人比赛时的模型变化及其环境噪声先验估计不准确的问题。自适应卡尔曼滤波的使用在一定程度上提高了目标的跟踪效果。为了简明的阐述问题, 所有的算法都是基于单目标下讨论的, 本算法可以很容易的推广到多目标检测和跟踪中去。

参考文献:

- [1] Carlos A A, Rajesh E M, Zhou C J, et al. A modular architecture for humanoid soccer robots with distributed behavior control [J]. Int J of Humanoid Robotics, 2012, 5 (3): 397.
- [2] 缤 娜, 王 睿, 郭相科, 冯晓林. 组合导航系统中模糊自适应卡尔曼滤波器的设计 [J]. 自动化学报, 2011, 8 (2): 36-39.
- [3] Natan Peterfreund. Robust Tracking of Position and Velocity With Kalman Snakes [J]. pattern analysis and machine intelligence. 2012, 21 (6): 429-437.
- [4] 王晓卫, 宁 固. 一种改进的基于光流的运动目标的检测算法 [J]. 计算机工程与设计, 2013, 28 (3): 351-353.
- [5] Wang X M, Zeng Q H, Xiong Z, et al. Development and research analysis on vision-based navigation technologies [J]. Information and Control, 2012, 39 (5): 607-613.
- [6] 李良群, 姬红兵, 罗军辉. 迭代扩展卡尔曼粒子滤波器 [J]. 西安电子科技大学学报: 自然科学版, 2012, 34 (2): 233-238.
- [7] Bayraktar S, Feron E. Experiments with small unmanned helicopter nose up landings [J]. Journal of Guidance, Control and Dynamics, 2012, 32 (1): 332-337.
- [8] Lara D, Romero G, Sanchez A. Robustness margin for attitude control of a four rotor mini-robotcraft [J]. Mechatronics, 2013, 20 (1): 143-152.
- [9] 张池平, 刘宗尧. 一种改进的自适应模糊卡尔曼滤波算法 [J]. 计算机工程与应用, 2011, 43 (28): 25-28.
- [10] 徐田来, 崔长远, 崔祐涛. 基于置信度加权的组合导航数据融合算法 [J]. 控制与决策, 2012, 28 (6): 1389-1394.
- [11] 唐 磊, 赵春霞, 等. 基于模糊自适应 Kalman 滤波的 GPS/DR 数据融合 [J]. 控制理论与应用, 2011, 24 (6): 891-894, 908.
- [12] 常 宁, 于宏毅. 短波信道平方根卡尔曼自适应均衡算法研究 [J]. 计算机工程, 2011, 35 (19): 102-104.