论 文

乒乓球机器人的视觉伺服系统

章逸丰, 熊蓉*

浙江大学工业控制技术国家重点实验室, 杭州 310027

* 通信作者. E-mail: rxiong@iipc.zju.edu.cn

收稿日期: 2012-05-06; 接受日期: 2012-08-27

国家自然科学基金 (批准号: 61075078) 和国家高技术研究发展计划 (批准号: 2008AA042602) 资助项目

摘要 视觉伺服的乒乓球机器人系统作为典型的“手眼系统”, 是研究高速视觉感知和快速伺服运动的理想平台, 其涉及的高速物体识别跟踪、快速精确轨迹预测及机械臂伺服准确回球等关键技术, 在工业、军事等领域有广泛的应用前景. 本文提出了乒乓球机器人的高速视觉伺服系统实现方法, 包括基于特征直方图统计和快速轮廓搜索的目标识别算法, 基于模型参数学习和自适应模型调整的物体运动状态估计和轨迹预测算法, 及基于轨迹预测的灵巧臂回球规划算法. 通过实验验证了各算法的实时性和高效性, 并在 165 cm 高的仿人机器人“悟”和“空”上成功实现了双机器人对打和与人对打任务.

关键词 乒乓球机器人 目标识别 轨迹预测 自适应模型 视觉伺服

1 引言

作为典型的“手眼系统”, 视觉伺服的乒乓球机器人不仅要求手眼协调控制, 更由于乒乓球运动的特殊性, 对系统感知和运动的实时性和稳定性提出了很高的要求. 在乒乓球运动中, 球的飞行速度可达 5 m/s 以上, 有效飞行距离 2 m 左右, 整个飞行时间只有 500~600 ms, 为了给机器人手臂预留足够的运动时间, 视觉系统需在 100 ms 以内预测出精确的乒乓球飞行轨迹并伺服规划手臂运动. 这就要求视觉系统解决高速运动物体的识别跟踪、轨迹预测及机械臂伺服规划等关键技术, 而这些技术在工业和军事领域也具有非常重要的应用价值.

Billingsley^[1] 于 1983 年第一次提出机器人打乒乓球的倡议后, 许多学者都开展了乒乓球机器人的研究. 早期的乒乓球机器人采用工业机械臂作为执行机构^[2~5], 但其体积重量约束了动作灵活性和平台移植能力; Matsushima 等^[6~10] 先后采用固定在球桌上的水平导轨的运动执行机构来提高击球能力, 但固定平台本身也限制了其只能在球桌内击球且不够拟人; 为了获得更高的运动性能和友好的人机交互体验, 多自由度的灵巧机械臂成为了新的研究热点^[9,11].

对乒乓球机器人的视觉系统, 研究者们也提出了多种实现方案. Acosta 等^[4,9,12] 实验了基于单目摄像头的视觉系统, 通过球和影子, 或乒乓球成像面积大小等几何关系进行乒乓球三维定位, 单目视觉系统大大降低了硬件成本和数据处理量, 但其对环境要求严格且精度不高; 大部分乒乓球机器人都采用双目^[5~10,13]/多目^[2,3,14] 视觉系统, 更为通用并能获取更为精确的乒乓球定位.

引用格式: 章逸丰, 熊蓉. 乒乓球机器人的视觉伺服系统. 中国科学: 信息科学, 2012, 42: 1115–1129, doi: 10.1360/112011-335

图 1 乒乓球机器人视觉系统架构流程图

Figure 1 The frame of vision system for a Ping-Pong robot

乒乓球运动状态估计和轨迹预测是伺服规划的基础. 根据是否考虑乒乓球运动建模, 可将现有方法分为 4 类. 第 1 类方法不考虑运动建模, 如 Matsushima^[6,7] 采用多项式拟合获得运动状态估计, 并基于离线学习好的表格在线通过局部加权回归 (locally weighted regression, LWR) 方法得到预测结果. 第 2 类方法仅在轨迹预测时考虑乒乓球运动建模. Sun 等^[10,13,15,16] 均采用该思想, 利用多项式拟合获得运动状态, 根据运动学分析建立的离散模型进行迭代预测. 第 3 类方法仅在状态估计时考虑乒乓球运动模型. Zhang 等^[8] 提出利用简化一阶模型进行 Kalman 滤波估计运动状态, 基于学习结果进行轨迹预测. 第 4 类方法在两个阶段都考虑了运动模型. Mulling 等^[5] 提出基于二阶模型的扩展 Kalman 滤波进行运动状态估计, 并采用该模型进行迭代预测. 可以看到, 在后 3 类方法中根据对空气阻力的不同简化建立了一阶或者二阶的乒乓球运动离散模型, 所有离散模型的参数均是固定且由离线分析学习得到.

本文在给出完整的乒乓球机器人的外部视觉系统解决方案的基础上, 提出了一种基于快速轮廓搜索的目标识别算法和一种新的精确轨迹预测方法. 所提快速轮廓搜索方法可使目标识别算法在 0.15 ms 内完成目标识别, 从而可实现双目相机 200 fps (frame per second) 以上的在线识别任务. 所提精确轨迹预测方法基于乒乓球飞行动力学分析, 建立等价的乒乓球运动离散模型和连续模型, 分别用于运动状态估计和轨迹预测; 并根据动力学模型分析, 提出对模型参数和乒乓球状态之间的关系进行离线学习, 从而可实现模型参数的在线调整. 该方法中等价的离散状态估计模型和连续轨迹预测模型确保整段轨迹的完整和连贯性, 更符合乒乓球机器人的感知和决策特点; 而模型参数根据乒乓球状态自适应调整, 进一步有效提高了预测算法的预测精度和鲁棒性. 最后, 论文给出了基于回球落点的球拍击球规划方法. 仿人机器人与人的乒乓球对打和双仿人机器人乒乓球对打实验验证了上述算法的有效性和准确性.

2 视觉系统设计

本文所采用的外部视觉系统由 2 个高速摄像头、同步采集装置和高性能计算单元构成. 其信息处理流程如图 1 所示.

系统运行时, 首先对相机同步采集到的图像进行目标识别, 得到目标在图像中的位置和形状信息;

图 2 目标识别算法流程

Figure 2 The flowchart of recognition process

其次结合标定结果, 通过空间几何关系确定目标乒乓球在三维空间中的位置; 然后采用 Kalman 滤波器对历史定位信息进行滤波得到乒乓球运动状态估计, 预测乒乓球之后的运动轨迹; 最后根据回球预期落点进行回球轨迹规划。

3 快速目标识别算法

目标识别的运行效率和准确性直接影响整个视觉系统的实行性和精确性. 本文提出的识别算法在背景差分算法和基于 HSV 颜色特征的目标分割算法的基础上提出了一种快速轮廓搜索算法, 有效提高了识别效率和精度. 识别算法流程如图 2 所示.

3.1 目标特征分割

乒乓球识别的背景差分法由式 (1) 给出:

$$\Delta R_{x,y} = R_{x,y} - R0_{x,y},$$

$$P_{x,y} = \begin{cases} \text{非背景,} & \text{if } \Delta R_{x,y} > T, \\ \text{背景,} & \text{else.} \end{cases} \quad (1)$$

其中, $P_{x,y}$ 代表像素 (x,y) 点, $R_{x,y}$ 和 $R0_{x,y}$ 为当前和背景图像在像素 (x,y) 上的 R 通道取值. 以 R 单通道进行背景差分, 避免了传统背景差分法中需要转换到灰度值或对多个通道重复比较的计算量, 也符合乒乓球特征识别的特点. 通过上述背景差分, 可以排除环境中地面、墙体、办公设备等非目标物体对目标分割的干扰.

对于目标特征, 采用 HSV 颜色特征表示, 并通过直方图统计实现目标特征阈值的自学习. 统计学习方法如图 3 所示. 首先, 采集多幅乒乓球在有效区域中大范围运动的图像, 通过半监督式学习获取目标粗分割结果, 如图 3(a) 所示. 图 3(b) 为将目标合成到背景后的对比图. 其次, 构建目标和背景在 HSV 颜色空间的特征直方图, 结果如图 3(c) 和 (d) 所示. 直方图的横坐标表示 H 特征, 纵坐标为 S 特征, 直方图中白色区域说明无符合该特征的像素, 颜色从黑到红对应符合该特征像素点的比例从低到高. 从图 3(c) 可以看出背景特征主要集中在 H 特征值 $[60,135]$ 区间内, 即以乒乓球桌面的蓝色为主; 从图 3(d) 图可以看出目标特征主要集中在 H 特征值 $[0,40]$ 及 $[165,180]$ 区间范围内, 即乒乓球的橙红色; 然后, 将目标特征直方图和背景特征直方图归一化后差分过滤目标粗分割中的背景噪声, 可得图 3(e). 最后, 在图 3(e) 基础上, 通过图像形态学运算后, 最终得到目标的特征范围如图 3(f) 所示.

图 3 目标特征直方图分析

Figure 3 Feature analysis of the target. (a) Target segmentation from an image sequence; (b) target sequence on background image; (c) feature histogram of background; (d) feature histogram of target sequence; (e) feature more likely belong to target than background; (f) morphological processing result of (e)

上述算法中讨论了球相对于球桌、地面、墙等固定背景的目标分割. 在实际运行中, 环境中还存在人手等干扰, 光照也会存在一定变化. 对于人手等相似颜色物体的干扰, 通过轮廓特征和球形物体在双目中成像中心都通过球心的特点, 并结合前后帧连续性进行疑似目标的筛选. 对于光照变化, 本文所采用的 HSV 颜色阈值自学习方法对日光灯闪烁、自然光逐渐变化、拍摄灯强光都具有较好的适应性, 但在光照剧烈变化时仍需要对摄像机的曝光时间、白平衡等参数进行调整.

3.2 快速轮廓搜索

在乒乓球图像识别过程中, 利用目标轮廓信息、通过多信息融合可提高目标识别的准确率, 同时利用目标轮廓信息也可提高目标中心定位精度, 特别是在目标存在拖影或由于球上黑色商标而导致目标像素重心偏移的情况下. 传统的目标轮廓搜索一般采用种子填充法, 或者基于边缘提取的轮廓拟合, 比较耗时. 本文提出了一种基于后继点和后继边分析的快速轮廓搜索算法.

在该算法中, 定义了如图 4 所示的点顺序和边过程. 点顺序描述了以当前像素点为中心, 周围 8 个像素点相对当前点的位置关系, 是个相对值; 将每个像素点视为一个四边形, 逆时针方向定义其 4 个边的顺序, 即边过程, 是个绝对值.

定义后继点位置为下一个搜索到的像素点相对于当前像素点的位置顺序, 后继边过程为以当前边过程的终点为起点, 尝试以逆时针方向去包围后继点的第一个边过程. 当给定像素点位置和当前边过程方向后, 其后继像素点位置和后继边过程一一对应. 表 1 中前 4 行枚举了针对当前边过程所有可能的后继边和后继点出现情况, 并在最后一行进行了规律总结, e_0 和 p_0 为当前边过程和点位置, e_f 和 p_f 表示后继边过程和后继点位置.

图 4 相邻像素点顺序和边过程顺序示意图

Figure 4 Definition of adjacent pixel sequence and edge sequence

表 1 后继点和边过程规律分析

Table 1 Rule analysis of adjacent pixel sequence and edge sequence

Current edge	Adjacent edge	Adjacent pixel
3	2	5
	3	6
	0	Current point
0	3	7
	0	0
	1	Current point
1	0	1
	1	2
	2	Current point
2	1	3
	2	4
	3	Current point
Summarize	$e_f = (e_0 - 1) \bmod 4$	$p_f = (e_0 \times 2 - 1) \bmod 8$
	$e_f = e_0$	$p_f = e_0 \times 2$
	$e_f = (e_0 - 1) \bmod 4$	$p_f = p_0$

根据后继边和后继点的规律, 轮廓搜索过程每次最多只需检测相邻的 2 个像素点的目标特征情况, 且更有效地保证了轮廓的连续性和完整性. 实现过程如下:

- 1) 选定一个起始搜索像素点, 该像素点位于目标左轮廓上, 初始边方向为 3;
- 2) 按表 1 搜索第一个符合目标特征的后继点和对应边过程, 替换当前点位置和边过程, 并存储到轮廓点序列;
- 3) 判断当前点位置和边过程与起始搜索点和初始边过程是否相同. 若不同, 重复第 2) 步; 若相同, 则轮廓点序列形成一个闭环序列, 搜索停止.

最后对轮廓点序列进行椭圆拟合, 得到候选目标的中心和尺寸信息. 与种子填充法相比较, 上述轮廓搜索方法减少了 75% 的搜索量. 而且利用轮廓拟合信息, 当目标存在拖影时, 可以通过拟合后椭圆的前端内接圆分割获得当前目标准确位置; 当目标图像中存在因商标干扰或遮挡导致目标识别不完整时, 通过形状拟合也可避免因像素中心偏移而导致定位出现误差.

图 5 乒乓球运动建模和模型参数调整策略

Figure 5 The frame of model adaption process

图 6 乒乓球飞行受力分析

Figure 6 Force analysis of flying ball

4 乒乓球运动建模和轨迹预测算法

4.1 自适应模型和预测算法框架

本文针对乒乓球视觉系统离散采样观测的特点和连续预测的需求, 提出了如图 5 所示的预测算法. 该算法在乒乓球飞行动力学建模的基础上, 提出建立等价的乒乓球运动离散模型和连续模型. 其中, 离散模型用于对视觉观测数据进行滤波得到乒乓球运动状态估计, 连续模型用于在当前运动状态的基础上预测乒乓球未来运动轨迹. 两个模型之间可以互相切换并且共用模型参数. 根据运动学分析, 我们发现模型的参数是与乒乓球的运动速度、旋转情况以及空气密度、重力加速度等相关的变量, 若设为常值, 则预测精度和鲁棒性会受到很大的影响. 因此, 本文通过大量数据分析学习得到模型参数与乒乓球运动状态之间的关系, 当在线进行乒乓球状态估计和轨迹预测时, 实时对模型参数进行自适应调整, 以获得最理想的预测结果.

4.2 基于动力学分析的乒乓球运动建模

根据空气动力学分析, 乒乓球在飞行过程中主要受重力、空气阻力、空气浮力及 Magnus 力影响 (见图 6), 具体分析和计算过程在文献 [10,15] 中有详细描述, 本文直接采用其结果.

假设其在 3 个方向上的运动是独立的. 为简化公式, 本文仅对 x 和 z 方向进行模型推导, y 方向模型与 x 方向相同.

根据受力分析结果, 乒乓球在 x 和 z 方向的动力学模型如下:

$$ma_x = -F_{rx} + F_{mx} = -\frac{1}{2}k\rho_a A v_x^2 + \frac{1}{2}\rho_a r A l \omega v_x, \quad (2)$$

$$ma_z = -F_{rz} - F_{mz} + F_b - F_g = -\frac{1}{2}k\rho_a A v_z^2 - \frac{1}{2}\rho_a r A l \omega v_z + \rho_a V g - mg, \quad (3)$$

其中, m 为乒乓球的质量, g 为重力加速度, a_x 和 a_z 为乒乓球的加速度, v_x 和 v_z 为乒乓球的速度, ω 为旋转角速度, k 为空气阻力系数, ρ_a 为空气密度, r 为乒乓球半径, A 为乒乓球横截面积, V 为乒乓球体积, l 为升力系数. 令

$$p_x = -\frac{f(v_x)}{2m} = -\frac{1}{2m}k\rho_a A v_x + \frac{1}{2m}\rho_a r A l \omega, \quad (4)$$

$$p_z = -\frac{f(v_z)}{2m} = -\frac{1}{2m}k\rho_a A v_z - \frac{1}{2m}\rho_a r A l \omega, \quad (5)$$

$$q_z = \frac{1}{m}(F_b - F_g), \quad (6)$$

则根据式 (2) 和 (3) 可以推导出乒乓球的连续运动模型为

$$v_x(t) = v_{x0} e^{p_x t}, \quad (7)$$

$$v_z(t) = v_{z0} e^{p_z t} + \frac{q_z}{p_z} (e^{p_z t} - 1), \quad (8)$$

$$s_x(t) = s_{x0} + \frac{v_{x0}}{p_x} (e^{p_x t} - 1), \quad (9)$$

$$s_z(t) = s_{z0} + \frac{v_{z0} + \frac{q_z}{p_z}}{p_z} (e^{p_z t} - 1) - \frac{q_z}{p_z} t, \quad (10)$$

其中, (v_{x0}, v_{y0}, v_{z0}) 和 (s_{x0}, s_{y0}, s_{z0}) 为乒乓球初始速度和位置, (s_x, s_y, s_z) 为当前位置.

考虑到视觉系统的观测为离散位置点序列, 需要通过滤波还原乒乓球的运动状态, 因此对乒乓球的运动模型进行离散化. 假设在一个采样周期内, 乒乓球的速度不变, 令

$$s(i+1) = s(i) + v(i), \quad (11)$$

则离散运动模型可描述为

$$v_x(i+1) = v_x(i) e^{p_x \Delta t}, \quad (12)$$

$$v_z(i+1) = v_z(i) e^{p_z \Delta t} + \frac{q_z}{p_z} (e^{p_z \Delta t} - 1), \quad (13)$$

$$s_x(i+1) = s_x(i) + v_x(i), \quad (14)$$

$$s_z(i+1) = s_z(i) + v_z(i), \quad (15)$$

其中, Δt 为相机的采样周期.

乒乓球与球桌的碰撞为能量衰减过程, 乒乓球的运动速度也会相应衰减, 如下式所示

$$v_x^+ = \eta_x v_x^-, \quad v_z^+ = \eta_z v_z^-, \quad (16)$$

其中, v_z^- 和 v_z^+ 为碰撞前后的乒乓球速度, η_x 和 η_z 为速度衰减系数, 速度衰减系数的值与乒乓球碰撞前的速度相关.

4.3 模型参数学习

在 4.2 小节对乒乓球的运动建立了等价的连续和离散模型, 两个模型共用一组模型参数. 理论上, 模型参数 p_x 和 p_z 可根据式 (4) 和 (5) 计算得到, 但在实际应用中, 参数模型中的空气密度、阻力系数、升力系数、重力加速度等值会随着环境变化、物体属性和运动状态发生变化, 因此并不是固定的值, 而是在某一个范围内变动. 而且值得注意的是, 本文为简化连续模型复杂度, 采用了一阶阻力模型, 因此在式 (4) 和 (5) 中, 模型的参数是与乒乓球运动状态 v_x , v_z 和 ω 相关的, 若按一般方法设置成常量, 则会给乒乓球的轨迹预测带来很大的误差. 因此, 本文将模型参数 p_x, p_z 和 q_z 与运动状态的影响相关联, 即这些量是随着运动状态变化的, 提出通过神经网络^[17] 离线学习模型参数与乒乓球运动状态之间的变化规律. 并对碰撞前后的飞行模型分别进行乒乓球运动状态与模型参数对应关系的学习. 由此, 乒乓球的整个飞行过程由以下 8 个参数确定

- (p_x, p_z, q_z) : 碰撞前飞行模型参数;
- (p_{x2}, p_{z2}, q_{z2}) : 碰撞后飞行模型参数;
- (η_x, η_z) : 碰撞速度衰减参数.

为了归一化参数学习过程, 本文取乒乓球飞行过乒乓球桌 1/4 时刻的运动状态 (s_v, v_v) 为基准测量值. 通过高速视觉采集 1107 条不同发球速度和角度下的乒乓球运动轨迹数据, 采用 Kalman 平滑器得到乒乓球在基准测量点、碰撞前后、击球时刻的运动状态. 根据式 (7)~(10) 可求解得到每条轨迹对应的模型参数, 由此产生了 1107 组状态与参数对: $(v_v - p_x, p_z, q_z)$, $(v_r^- - \eta_x, \eta_z)$, $(v_r^+ - p_{x2}, p_{z2}, q_{z2})$, 通过神经网络学习, 得到如图 7 所示结果.

应用模型参数训练结果, 单条乒乓球运动轨迹的模型参数可由其在基准测量点上的运动状态 (s_v, v_v) 确定, 计算步骤如下:

- 1) 直接根据训练结果由 v_v 获取参数 (p_x, p_z, q_z) ;
- 2) 根据 $(s_v, v_v, p_x, p_z, q_z)$ 和式 (7)~(10) 计算碰撞前速度 v_r^- ;
- 3) 由 v_r^- 和训练结果获取碰撞速度衰减参数 (η_x, η_z) ;
- 4) 根据 (v_r^-, η_x, η_z) 和式 (16) 计算 v_r^+ ;
- 5) 由 v_r^+ 和训练结果获取参数 (p_{x2}, p_{z2}, q_{z2}) .

4.4 运动状态估计和轨迹预测

视觉系统在线运行时, 观测到的是乒乓球轨迹上离散的位置采样点, 为估计其运动状态, 本文采用 Kalman 滤波器实现. 根据式 (12)~(15) 构建各方向上的系统状态方程:

$$\begin{bmatrix} s_x(i+1) \\ v_x(i+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & e^{p_x \Delta t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_x(i) \\ v_x(i) \end{bmatrix} + w_x(i), \quad (17)$$

$$\begin{bmatrix} s_z(i+1) \\ v_z(i+1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 0 & e^{p_z \Delta t} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s_z(i) \\ v_z(i) \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 0 \\ \frac{q_z}{p_z}(e^{p_z \Delta t} - 1) \end{bmatrix} + w_z(i), \quad (18)$$

其中, w_x 和 w_z 为系统噪声, 假设为高斯白噪声, 取值根据力学建模过程分析设定. 构建系统观测方程为

$$\bar{s}(i) = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} s(i) \\ v(i) \end{bmatrix} + R(i), \quad (19)$$

图 7 模型参数神经网络学习结果

Figure 7 Model parameters training results by neural network. (a) p_x ; (b) p_z ; (c) p_{z2} ; (d) q_{z2} ; (e) q_z ; (f) p_{x2} ; (g) η_x ; (h) η_z

ξ 为观测到的乒乓球坐标值, R 为观测噪声, 假设为高斯白噪声, 由视觉系统的目标定位精度确定. 各方向的观测方程相同.

图 8 乒乓球回球轨迹规划

Figure 8 Trajectory planning of hitting ball back

得到乒乓球运动状态估计后, 通过式 (7)~(10) 将运动状态归一到乒乓球在测量点上的运动状态 (s_v, v_v) , 根据模型参数学习训练结果, 更新当前轨迹的模型参数. 迭代状态估计和参数更新过程, 直到参数收敛到最优值.

对乒乓球飞行轨迹的预测也基于式 (7)~(10) 实现, 其中的关键步骤是对乒乓球与球桌碰撞的预测和碰撞后运动状态的修正. 乒乓球碰撞时间由 z 方向的位移公式确定,

$$s_z(t_{\text{col}}) = r = s_n + \frac{v_n + \frac{q_z}{p_z}}{p_z} (e^{p_z t} - 1) - \frac{q_z}{p_z} t. \quad (20)$$

一旦碰撞时间确定, 根据飞行和碰撞模型, 乒乓球之后的飞行轨迹及在飞行轨迹上任意点上的运动状态都可完整给出.

5 机械臂伺服回球规划

当观测到乒乓球向机器人方向运动时, 视觉系统通过预测将乒乓球飞行到击球面的位置、速度及剩余时间发送到手臂伺服控制单元规划手臂击球运动. 本文将以将乒乓球来球击回到对方桌面指定落点为目标, 同时为了简化问题冗余求解, 还指定了乒乓球的初始回球角度, 因此手臂伺服回球规划主要任务是计算击球时刻在击球位置上的球拍速度.

如图 8 所示, P_H 为击球点, P_T 为指定目标回球落点, 从 P_H 到 P_T 有一系列的可行轨迹, 如图中虚线所示; 指定目标回球轨迹的初始角度为 θ , 如图中实线所示. V_R 是乒乓球与球桌碰撞前的速度; V_I 是球拍击球前乒乓球的速度; V_O 是击球后的速度, V_O 与水平面夹角为 θ ; V_P 为球拍击球速度. 球拍击球规划的目标为找出使回球为目标回球轨迹的 V_P .

图 8 中定义了世界坐标系 O_{xyz} 和球拍坐标系 $O_{x'y'z'}$. 球拍坐标系原点为球拍上击球点位置 (默认为球拍中心), z' 方向为球拍法线方向, x' 方向为世界坐标系 z 方向在球拍面上的投影方向, y' 方向由右手定则确定.

乒乓球的回球轨迹由 V_O 唯一确定, 由式 (9) 和 (10) 及条件

$$\frac{V_{Oz}}{\sqrt{V_{Ox}^2 + V_{Oy}^2}} = \tan \theta \quad (21)$$

图 9 目标识别和定位演示

Figure 9 Demos of recognizing and locating

可计算出球速度 V_O 和飞行时间 t .

假定击球时刻球拍的法线方向与球拍速度方向一致, 球拍的反弹模型可描述为

$$V_{Ox'} = V_{Ix'} \times c_1 + |V_R| \times c_2 + c_3, \quad (22)$$

$$V_{Oy'} = V_{Iy'} \times c_4, \quad (23)$$

$$V_{Oz'} = (V_{Iz'} - V_P) \times (|A_{I'}| \times c_5 + c_6) + V_P, \quad (24)$$

上式中, $(V_{Ix'}, V_{Iy'}, V_{Iz'})$ 和 $(V_{Ox'}, V_{Oy'}, V_{Oz'})$ 是球拍坐标系下的乒乓球入射和出球速度. $A_{I'}$ 是入射速度与球拍法线方向的夹角. $c_1 \sim c_6$ 是学习得到的系数. 从公式可以看出, 球与球桌碰撞产生的旋转主要对球拍坐标系 x' 方向产生影响. 乒乓球来球轨迹中的碰撞速度 V_R 和击球前入射速度 V_I 由视觉系统预测给出, 通过式 (22)~(24) 可计算确定在击球时刻球拍在击球点 P_H 处的运动速度 V_P .

6 实验结果

本文所述的乒乓球机器人视觉系统采用固定在球场上方的 2 个高速相机进行乒乓球运动捕捉, 相机型号为 PTG Grasshopper GRAS-03K2M/C, 分辨率为 640×480 dpi, 以 120 fps 的帧率采集彩色图像. 主控机为普通 PC, CPU 为酷睿双核 2.67 GHz, 内存 2 GB.

本文所提识别算法平均耗时 0.15 ms, 当背景复杂和疑似目标干扰较多时耗时 1 ms 左右. 目标定位平均误差约为 0.5 mm. 乒乓球的静态识别准确率达 100%, 运动过程中的动态识别准确率达 98.9%, 完全满足系统的实时性和准确性要求. 图 9 显示了目标识别和定位的一个场景.

本文所提预测算法耗时在 0.02 ms 以内. 下面进一步与文献 [13] 中所述轨迹预测算法进行对比实验, 以验证所提轨迹预测算法的准确性和鲁棒性. 文献 [13] 采用基于二阶空气阻力的离散模型对乒乓球进行运动建模, 通过多项式拟合估计乒乓球的运动状态, 应用离散模型进行迭代预测.

预测实验首先比较两种预测算法在发球条件固定情况下的预测精度. 由档位和角度固定的发球器进行发球, 球不带明显旋转. 预测内容为乒乓球的落点位置及反弹后到达击球面 (假设为球桌边缘横

表 2 两种算法的模型参数取值

Table 2 Model parameters of two methods

Model parameters of method proposed				Model parameters of method in [13]			
g	10.540	g2	10.535	Km	0.160	bx	0.107
kx	0.456	kx2	0.300	Krx	0.503	by	-0.011
ky	0.657	ky2	0.789	Kry	0.752	bz	0.322
kz	0.218	kz2	0.311	Krz	-0.813	g	11.200
Rx-T	0.736	Rz-T	-0.912				

表 3 两种算法的预测误差统计

Table 3 Prediction error analysis with similar server condition (unit: mm)

Prediction error on bouncing point	Method in [13]		Method proposed without adapting parameters	
	<i>x</i>	<i>y</i>	<i>x</i>	<i>y</i>
Average	4.26	10.73	4.29	11.81
Variance	6.11	13.83	6.21	16.39
Prediction error on hitting point	<i>x</i>	<i>z</i>	<i>x</i>	<i>z</i>
Average	48.00	19.90	9.61	13.07
Variance	52.97	27.42	12.00	18.51

图 10 模型自适应调整对预测精度改进效果演示

Figure 10 Prediction results on each period with model adaption

截面) 位置误差, 参考值由高速相机捕捉到的完整轨迹通过平滑后验给出. 由于发球条件恒定, 乒乓球运动模型参数可近似设定为固定值, 人工计算对改组轨迹最优的两种方法各自的参数值, 列在表 2 中. 误差统计结果如表 3 所示. 从表 3 可以看出, 在发球条件固定情况下, 本文算法在预测落点位置上与文献 [13] 算法精度相当. 而在对于击球点位置上的预测精度则明显优于文献 [13] 算法, 说明将乒乓球运动轨迹根据碰撞前后分割并采用不同的参数取值是必要的.

本文所提轨迹预测算法的核心是自适应性, 能根据来球的运动状态实时调整轨迹参数从而获得最佳的预测效果. 图 10 演示了自适应预测过程, 其中白色球轨迹为参考真实轨迹, 是由完整观测轨迹通过平滑后验得到, 灰色球轨迹为在当前球位置时的预测结果. 初始模型参数人为设定, 从第 4 个周期开始, 模型参数将进行自适应调整, 参数调整过程如表 4 所示.

为了进一步验证模型自适应调整过程的有效性, 本文采集了不同发球条件下的 50 条乒乓球运动轨迹, 由人发球, 初始速度大小随机 (4.37~8.32 m/s), 发球角度随机 (3.24° ~ 20.92°), 对比参数自适应调整和固定的本文预测算法, 及文献 [13] 中预测算法, 结果如表 5 所示. 由表 5 分析可知, 当发球条

表 4 图 1 中各周期模型参数取值

Table 4 Model parameters of each period in Figure 1

Sample period	3	4	5	6
(p_x, p_z, q_z)	0.819, 0.169, 11.123	0.664, 0.245, 10.559	0.669, 0.260, 10.595	0.670, 0.262, 10.604
(p_{x2}, p_{z2}, q_{z2})	0.665, 0.330, 10.400	0.507, 0.149, 10.465	0.513, 0.144, 10.506	0.514, 0.143, 10.505
(η_x, η_z)	0.764, -0.903	0.746, -0.920	0.746, -0.919	0.746, -0.918

表 5 落点预测误差统计

Table 5 Prediction error analysis with various server conditions (unit: mm)

	Method in [13]		Method proposed without adapting parameters		Method proposed with adapting parameters	
	x	y	x	y	x	y
Average	8.72	39.23	6.46	46.82	4.49	9.91
Variance	10.34	56.01	11.17	71.78	5.71	12.79

图 11 双机器人对打和机器人与人对打乒乓球示意图

Figure 11 The Ping-Pong robots Wu and Kong rally with each other and with human

件随机变动时, 固定的模型参数会极大降低预测精度, 特别是本文对乒乓球飞行模型进行了一阶线性简化, 受参数的影响比文献 [13] 中的二阶模型更加剧烈. 通过引入模型自适应调整环节, 本文预测算法精度获得极大提升, 完全满足机器人击球任务的需求.

将本文的视觉伺服系统应用于浙江大学的仿人乒乓球机器人“悟”和“空”上. 实验表明, 在机器人有效击球范围内, 机器人回球成功率为 100%. 双机器人双打最高记录为 88 回合 (共 176 拍), 机器人人与人对打最高记录为 145 回合. 图 11 给出了双机器人对打和机器人与人对打的场景图, 视频请链接 http://v.youku.com/v_show/id_XMzEyOTQ5NTQ0.html.

7 结论

本文给出了乒乓球机器人的视觉伺服系统的实现方案. 提出了基于 HSV 颜色空间自学习目标特

征和基于后继边与后继点关系的快速轮廓搜索算法, 实现了高效准确的目标分割; 提出了基于等价的离散模型和连续模型分别进行状态估计和轨迹预测, 并提出通过学习模型参数和乒乓球运动状态关系构建自适应轨迹预测方法, 实现了大提前量下的精确轨迹预测. 通过实验验证了算法的可行性和实时性, 结合伺服回球规划, 在仿人乒乓球机器人“悟”和“空”上实现了双机器人对打和与人对打, 取得良好的效果.

参考文献

- 1 Billingsley J. Robot Ping Pong. *Practl Comput*, 1983, 6
- 2 Andersson R L. A Robot Ping-Pong Player: Experiment in Real-Time Intelligent Control. Cambridge: MIT Press, 1987
- 3 Andersson R L. Understanding and applying a robot Ping-Pong player's expert. In: IEEE International Conference on Robotics and Automation, Scottsdale, 1989. 1284–1289
- 4 Modi K P, Sahin F, Saber E. An application of human robot interaction: development of a Ping-Pong playing robotic arm. In: Lee T T, ed. IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Waikoloa, 2005. 165–170
- 5 Mulling K, Kober J, Peters J. A biomimetic approach to robot table tennis. In: IEEE/RSJ Int. Conf. Intelligent Robots and Systems, Taipei, 2010. 1921–1926
- 6 Matsushima M, Hashimoto T, Takeuchi M, et al. A learning approach to robotic table tennis. *IEEE Trans Robot*, 2005, 21: 767–771
- 7 Matsushima M, Hashimoto T, Miyazaki F. Learning to the robot table tennis task-ball control & rally with a human. In: IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics, Washington, 2003. 2962–2969
- 8 Zhang Y H, Wei W, Yu D, et al. A tracking and predicting scheme for ping pong robot. *J Zhejiang Univ-Sci C*, 2011, 12: 110–115
- 9 Zhang Y H. Real-time vision system for ping pong robot: calibration, tracking and predicting. Dissertation for the Doctoral Degree. Hangzhou: Zhejiang University, 2009
- 10 Zhang Z T. Visual Measurement and Control for Table Tennis Robot. Dissertation for the Doctoral Degree. Beijing: Institute of Automation, Chinese Academic of Sciences, 2010
- 11 Sun Y C, Xiong R, Chu J. Balance motion generation for a humanoid robot playing table tennis. In: Proceedings of the IEEE-RAS International Conference on Humanoid Robots, Bled, 2011. 19–25
- 12 Acosta L, Rodrigo J J, Mendez J A, et al. Ping-Pong player prototype. *IEEE Robot Autom Mag*, 2003, 10: 44–52
- 13 Zhang Z T, Xu D, Tan M. Visual measurement and prediction of ball trajectory for table tennis robot. *IEEE Trans Instrum Meas*, 2010, 59: 3195–3205
- 14 Rusdorf S, Brunnett G, Lorenz M, et al. Real-time interaction with a humanoid avatar in an immersive table tennis simulation. *IEEE Trans Vis Comput Graph*, 2007, 13: 15–25
- 15 Sun L, Liu J T, Wang Y S, et al. Ball's flight trajectory prediction for table-tennis game by humanoid robot. In: International Conference on Robotics and Biomimetics, Guilin, 2009. 2379–2384
- 16 Chen X P, Tian Y, Huang Q, et al. Dynamic model based ball trajectory prediction for a robot Ping-Pong player. In: IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, Guangzhou, 2010. 603–608
- 17 Jia F. Humanoid robot visual data processing and table-tennis play movement planning. Dissertation for the Doctoral Degree. Hangzhou: Zhejiang University, 2010

Real-time vision system for a Ping-Pong robot

ZHANG YiFeng & XIONG Rong*

State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China

*E-mail: rxiong@iipc.zju.edu.cn

Abstract As a typical real-time ‘eye-hand’ system, the Ping-Pong robot is an ideal platform for high-speed visual perception and fast motor control. It involves high-speed object identification and tracking, trajectory prediction, and fast arm servo, which are also very significant in industrial and military field. This paper proposes a whole solution of real-time vision system for a ping-pong robot, including target recognition algorithm based on feature histogram analysis and fast contour search, modeling algorithm based on dynamics analysis, learning and training algorithms of model parameters, state estimating and trajectory predicting algorithms based on model adaption. To get more robust and accurate prediction under various serving conditions, the proposed method establishes two equivalent forms of the dynamic model of flying ball, the discrete form for state estimation and the continuous form for trajectory prediction. These two forms share the same parameters. According to force analysis, the model parameters are deeply related to ball’s state. So we trained the model parameters offline respect to ball’s state, instead of setting them to constant values. Thus the model can be adapted accordingly online. Experimental results show the effectiveness and accuracy of the algorithms. It also works very well on Ping-Pong robots to rally with each other and with human.

Keywords Ping-Pong robots, target recognition, trajectory prediction, adaptive modeling, visual servoing

ZHANG YiFeng received his M.S. degree in Control Theory and Engineering from Zhejiang University in 2006. Now he is a Ph.D. student in control science and engineering in Zhejiang University. His research interests include computer vision, machine learning and robotics.

XIONG Rong received her B.S., M.S. and Ph.D. degrees from Zhejiang University, in 1994, 1997 and 2009, respectively. From 1997 to 2003, she was Assistant Professor at the State Key Laboratory of Industrial Control Technology, Zhejiang University. From 2004, she is an Associate Professor. Her research interests include humanoid robot, motion planning and control, localization and mapping.