

基于双目视觉的足球机器人对三维空间目标的运动估计与拦截

于清华, 黄开宏, 卢惠民, 郭鸿武

国防科学技术大学 机电工程与自动化学院, 长沙 410073

E-mail: yuqianghua163@163.com

摘要:本文以RoboCup机器人足球世界杯中型组比赛为背景, 首次将双目立体视觉系统应用于足球机器人守门员上, 基于双目视觉实现了在三维空间中对目标足球的识别与定位, 并估计其运动信息, 包括运动轨迹拟合和落点位置预测, 并在此基础上基于有限状态机设计了机器人的运动决策, 以实现目标足球的拦截防守. 实验结果和实际应用效果表明, 本文的研究大大提高了足球机器人在三维空间中的目标感知能力和防守能力.

关键词: 足球机器人, 双目视觉, 目标识别, 运动估计

Object Motion Estimation and Interception Based on Stereo Vision for Soccer Robots in 3D Space

YU Qinghua, HUANG Kaihong, LU Huimin, GUO Hongwu

College of Mechatronics and Automation, National University of Defense Technology, Changsha 410073

E-mail: yuqianghua163@163.com

Abstract: As is the first time that binocular vision has been introduced in the RoboCup Middle Size League competition, the paper utilized a stereo vision system in the robot goalie to realize ball recognition and localization in 3D space, and proposed a technique for object motion estimation including the fitting of the moving trace and the prediction of the touchdown-point. Based on the perception information, finite state machine was applied to design the goalie's defense behavior to intercept the shooting ball. The experimental results and the actual application show that soccer robots' ability can be enhanced greatly for object perception and defense in 3D space by the described work.

Key Words: Soccer Robot, Binocular Vision, Object Recognition, Motion Estimation

1 引言

在机器人足球世界杯RoboCup中型组比赛中, 如何实现足球信息的精确感知一直是个研究热点问题. 对于运动于二维平面空间的目标足球, 其信息的感知相对容易, 其技术也相对成熟, 当前绝大部分参赛队都采用全向视觉系统来实现对目标足球的识别、定位、跟踪和运动速度估计等^[1-3]. 部分参赛队伍甚至已经开始使用全向视觉系统来实现对具有不同颜色或者纹理的一般足球的识别^[4], 以降低机器人足球比赛环境的颜色编码化程度.

但是在近年来的比赛中, 足球经常性地被机器人挑射至空中飞行, 因此如何在三维空间中实现对目标足球的识别定位和运动估计, 对提高足球机器人的防守能力具有非常重要的意义. 与单目透视成像摄像机无法实现目标的三维定位的情况相类似, 全向视觉系统通过全向反射镜面将三维的场地空间信息映射到二维平面, 这一映射将高度信息与远近距离信息耦合在一起, 因此机器人仅使用全向视觉系统无法实现目标三维定位. 此外, 由于全向视觉系统在高度上的视野往往较小, 当足球飞离地面时, 其在全向视觉中经常无法成像. 上述问题对守门员机器人来说尤为严

重, 因为目前比赛过程中绝大部分的进球都是通过挑射实现的.

针对这一问题, 文献[5-7]提出了为足球机器人添加一个前向感知用的透视成像摄像机, 通过与全向视觉系统相配合构建立体视觉系统来实现足球的三维定位, 这一做法具有一定可行性. 但是由于其使用了全向视觉作为信息融合的视觉信息之一, 而全向视觉以牺牲测量精度来换取较大的成像范围, 使得以之组建的立体视觉系统的定位精度不高, 因此实用意义不大. 埃因霍温 (Eindhoven) 理工大学通过在机器人上加装激光雷达并通过信息融合实现了对足球的三维定位^[8], 但是由于其选用的2维平面激光雷达需要进行姿态伺服控制, 这一方案很难跟踪上高速运动的足球. 而如果选用3维激光雷达, 则会带来成本偏高、计算量大大增加导致处理帧速率降低等问题.

针对以上提出的问题, 本文提出了一种三维空间中基于双目立体视觉的目标足球的运动估计与拦截方法. 本文后续章节安排如下: 首先将在第2节中简单介绍双目视觉系统的硬件及其软件结构框架; 在第3节中将详细介绍基于颜色分类与区域颜色生长的足球识别方法, 以及一种可以排除场外干扰的足球三维定位方法; 第4节介绍本文提出的基于最小二乘的足

球运动轨迹拟合方法；第5节提出了依据足球运动轨迹拟合结果进行落点位置预测的方法，第6节基于有限状态机（FSM）设计了机器人防守运动决策方法；第7节给出详细的实验结果与分析；最后第8节为结论。

2 双目视觉系统

本实验室研制的NuBot足球机器人系统上安装有一套全向视觉系统和一套双目视觉系统，如图1所示。

双目视觉系统选用的是Point Grey Research公司的Bumblebee2。该款双目摄像机为CCD彩色摄像机，固定焦距。摄像机工作在640*480分辨率下时，输出图像的帧速率最高可达到48fps。视觉系统的两个摄像头的内外参数已经事先标定好，不需要用户自己标定。



图1: 装有全向视觉和双目视觉系统的足球机器人

本文设计的软件框架如图2所示。软件使用多线程机制，可以提高软件并行化处理能力和计算机硬件资源的利用率，同时能够提高图像处理帧速率。图中显示了图像信息和目标坐标信息在线程内和线程之间的传递流过程。

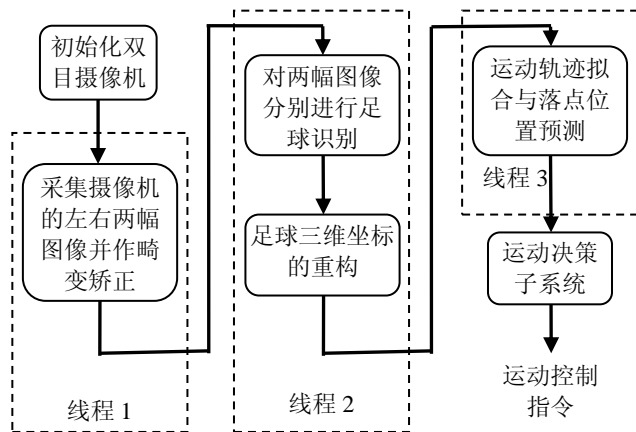


图2: 系统的软件框架

线程1进行图像采集，线程2分别对摄像头采集到的左右两幅图像进行目标识别，再进行足球三维坐标的重构。线程3利用足球的三维坐标信息，进行足球运动轨迹的拟合和落点位置预测，即实现运动估计，再根据预测结果做出运动决策。

3 足球识别与定位

由于本文选用的双目立体视觉系统本身能够自动控制两个摄像头同步曝光，而且提供了封装好的函数可以自动进行图像的畸变矫正，所以在双目摄像机采集左右两幅图像之后，可以方便的进行图像的畸变矫正预处理。

对于经过预处理得到的这两幅图像，系统分别对其进行足球识别，再根据识别到的这两个图像坐标，重构出足球的三维坐标。为了提高算法效率，进行足球识别时，首先在左图像中进行识别，如果在左图像中未识别到足球，则不再处理右图像；如果在左图像中识别出了足球，由于足球在左右两个摄像头中的成像位置很接近，仅存在一个视差，在已知双目摄像机的基线和需要识别的远近距离（即场地长度）的前提下，可以估算出该左右视差范围，那么在右图像中识别足球时，无需处理整幅图像，而只在相应的视差范围内进行足球的识别即可。

双目摄像头采集到左右两幅图像后，对于足球的识别，本文使用基于颜色查找表（CLUT: Color Look-Up Table）的颜色分类方法[9]，分割出足球区域。颜色查找表是快速分类和提取颜色目标的一种常用方法，该方法首先通过离线标定建立一个以颜色空间坐标为索引的表作为颜色表，则表中每一个索引位置即对应一种颜色，该索引位置所存储的内容为该种颜色的分类结果。对于待处理图像而言，其每个像素点处的颜色分量值作为索引来查找颜色表的内容，索引结果即为该像素的颜色分类结果。本文所使用的分类结果即为0或1代表是否是足球目标颜色（黄色）。本文使用对光线适应能力更强的YUV颜色空间进行特征颜色的提取，由于摄像头读取到的是RGB颜色空间的图像，所以需要事先将颜色查找表转换到RGB颜色空间再使用，这样可以在使用颜色查找表进行分类时，直接使用原始图像的RGB颜色分量，而不需要在线实时进行颜色转换，提高计算效率。

对于成功提取出来的足球颜色特征，只需计算其所在区域的形心位置，就可以作为足球的图像坐标。考虑到可能由于颜色提取不完整等原因，会造成颜色提取结果有所缺损，所以在颜色提取之后，本文使用颜色区域生长方法[10]来弥补特征区域的缺损。

颜色区域生长方法是从已提取的特征颜色出发，判断其相邻像素点的颜色是否是特征色，即相邻像素点的颜色是否与被分类的像素点的颜色足够相近，如果足够相近，则将该像素生长为特征点，并继续生长；如果颜色相差较远，则认为不是特征点，不做处理。对于颜色相近程度的判断，本文在YUV空间进行计算。设已分类为特征色的像素点颜色的在YUV空间中表示为 (y_p, u_p, v_p) ，其相邻像素的颜色表示为 (y_i, u_i, v_i) ，二者颜色相近程度则可以用YUV颜色空间内的欧式距离表示为：

$$dis = \sqrt{(y_p - y_i)^2 + (u_p - u_i)^2 + (v_p - v_i)^2} \quad (1)$$

对经过区域生长之后的特征颜色区域,根据设定的区域大小阈值,筛选出足够大的所有区域作为候选区域,计算所有候选区域的形心位置,作为候选的球心像素坐标。形心位置的计算公式为:

$$M_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_{ix}, M_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n m_{iy} \quad (2)$$

其中 (M_x, M_y) 即为候选区域中心坐标,候选区域内共有 n 个像素点,像素点坐标为 (m_{ix}, m_{iy}) 。

对于左右两幅图像的所有候选球心像素坐标,以特征颜色区域的大小作为先后顺序,逐一进行左右配对,分别进行三维坐标重构,并根据机器人在场地中的自定位结果^[11]和摄像机坐标系与机器人坐标系之间的坐标转换关系,将得到的足球三维坐标从摄像机坐标系变换到场地全局坐标系中。

最后还要判断所得到的足球坐标是否在比赛场地之内,以排除场外干扰。如果坐标不在比赛场地内,则计算下一组左右候选球心像素坐标配对情况,直到所得到的足球三维坐标在比赛场地内为止,作为最终识别定位得到的足球三维坐标。

4 足球运动轨迹的拟合

由于守门员机器人在防守球门时需要对足球的落点位置进行预判,以便其有充足的时间做出反应,所以本文设计的系统需要对足球进行三维空间中的运动估计,即实现运动轨迹拟合和落点位置预测。

对于已经定位得到的足球三维坐标,首先判断其是否高于地面,作为足球是否已经被挑射的依据。如果足球只是在地面滚动,则利用机器人守门员的全向视觉系统进行足球运动速度的估计^[12],并进行拦截防守,本文的双目视觉系统不做处理;如果是挑射,本文系统则要对足球运动轨迹进行抛物线拟合。

对于足球是否离开地面的判断,如果连续3帧获得的足球坐标高度大于10cm时,则认为足球已经飞离地面。如果连续2帧获得的足球坐标高度不大于此高度阈值,则认为足球在地面上。而如果在一时间内,双目视觉都无法正确识别和定位到足球,则认为足球丢失。

当足球已经飞离地面时,记录下足球的坐标,包括之前用于判断足球是否离开地面的坐标数据,用于拟合足球的运动轨迹。

本文将足球的运动轨迹近视为抛物线,并采用最小二乘法进行抛物线轨迹的拟合。将三维抛物线分解到X、Y、Z三个方向上分别进行拟合,即:

$$\begin{cases} X = a_0 t + a_1 \\ Y = a_2 t + a_3 \\ Z = -gt^2/2 + a_4 t + a_5 \end{cases} \quad (3)$$

其中, (X, Y, Z) 为识别到的足球在场地全局坐标系下的三维坐标, t 为该足球信息获取时刻的时间戳。 X, Y, Z, t 为输入参数。 $a_0 \sim a_5$ 为待拟合参

数。由于重力加速度 g 已知,所以第三个方程可以转换成 $Z + gt^2/2 = a_4 t + a_5$ 形式,因此本质上也是线性拟合。

对于形如 $Y = a + bX$ 形式的线性方程,有 n 个待拟合数据 (X_i, Y_i) ,则使用最小二乘法可以计算待拟合参数 a 和 b :

$$\begin{aligned} a &= \frac{\sum X_i^2 \sum Y_i - \sum X_i \sum X_i Y_i}{n \sum X_i^2 - (\sum X_i)^2} \\ b &= \frac{\sum X_i Y_i - \frac{1}{n} \sum X_i \sum Y_i}{\sum X_i^2 - \frac{1}{n} (\sum X_i)^2} \end{aligned} \quad (4)$$

本文中的轨迹拟合参数 $a_0 \sim a_5$ 则可以分别在X、Y、Z三个方向上通过上述拟合完成。

5 足球运动落点位置的预测

拟合得到足球的运动轨迹方程之后,就可以用来预测足球的落点位置,即足球落到地面的位置或者足球穿过球门所在平面的位置,为机器人防守提供依据。机器人需要防守的条件是:如果足球落点在球门内,则机器人需要防守;如果足球落点在地面上,但是其水平速度指向球门,则机器人也需要防守。其中足球的水平速度可以使用抛物线拟合参数中的 a_0 和 a_2 来表示,它们分别代表了足球在水平面内的X方向和Y方向的速度分量。

为了提高机器人防守的反应速度,系统应该越早给出预测结果越好,即要求系统使用较少的数据点进行拟合和预测。然而为了提高机器人的防守精度,系统应该给出更加精确的预测结果,即要求系统使用较多的点进行拟合和预测。

针对以上矛盾,本文采用了多次拟合的方法。即首先利用较少的数据点拟合并预测得到一个粗略结果,用于快速启动机器人做出响应;在机器人运动中继续识别足球并多次做出拟合和预测,以提高足球落点位置的预测精度。

系统首先使用记录下的前5个足球坐标点,进行第一次拟合,并预测足球的落点位置。如果满足防守条件,那么守门员则立刻做出运动决策来防守该球。第一次拟合和预测之后,无论是否需要防守,系统都要继续识别和定位足球,每次得到了一个新的足球坐标数据之后,系统都要将新的数据同之前的数据共同进行一次新的拟合,同时更新足球落点位置的预测结果,以提高足球运动估计的精度,并做出新的防守运动决策。

6 机器人运动决策

本文使用有限状态机^[13]来设计实现机器人的运动决策子系统。机器人的运动状态包括站防、盯球、

扑球、归位4个状态。各状态之间的转换关系如图 3 所示。

守门员的四个运动状态当中，扑球的优先级最高，任何时候如果系统认为需要扑球防守，其他状态都能够立刻进入扑球状态。对于是否需要执行扑球动作的判断，使用第5节所述的需要防守的条件作为依据。退出扑球状态的条件也最严格，必须在不再需要扑球的条件下加入1秒的延时，以保证不漏球。

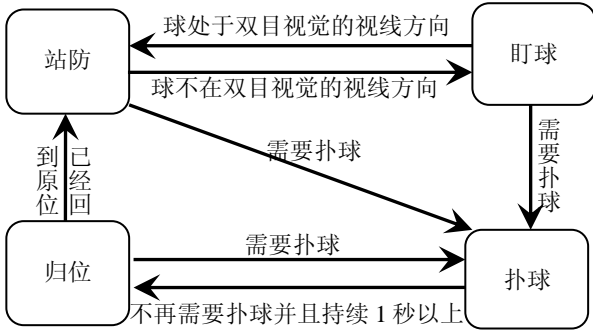


图 3: 基于有限状态机的守门员运动状态转换

站防状态和盯球状态是优先级最低的两个状态，用于控制守门员在不需要防守的时候，站在球门正中间并且朝向足球。归位状态是一个中间状态，用于控制机器人回到球门中间。

7 实验结果与分析

7.1 足球识别结果

足球机器人使用本文设计的系统进行图像处理和目标识别的各阶段结果如图4 (a) ~ (c) 所示。



(a) 摄像机采集并矫正图像



(b) 特征颜色分割结果



(c) 区域颜色生长结果

图4 图像处理和目标识别的各阶段结果

增加场外干扰之后，足球识别结果如图 5 所示。



图 5: 有场外干扰时的足球识别结果

当场地外存在干扰时，左右两幅图像中的场外干扰区域会被识别成候选足球区域，如图 5 所示。但是系统在进行第3节所述的足球三维定位时，会根据三维重构的结果排除掉场地外的配对候选区域，得到位于场地内正确的足球识别结果。

7.2 足球定位结果

为了分析本文视觉系统对足球定位的精度，将足球分别放置在距离机器人5m至7m远的不同位置，并改变足球的左右位置和高度，记录下系统对足球的定位误差，定位误差分布情况如表1所示，其中部分数据缺失是因为足球位置处于双目立体视觉系统的视野之外。

其中 x 、 y 、 z 是足球在摄像机坐标系下的坐标。 x 方向是双目视觉摄像机的深度方向， y 方向是左右方向， z 方向是高度方向。从表中可以看出，在高度方向上的定位精度总体较高，在深度方向上定位精度最差。 x 、 y 、 z 三个方向的定位误差随 x 方向的分布情况如图 6 所示。

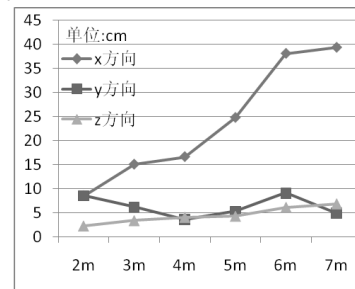


图 6: x 、 y 、 z 方向上足球三维定位的误差随 x 方向分布情况

定位误差的主要来源是单幅图像中对足球球心位置的识别误差，如图 7 所示。

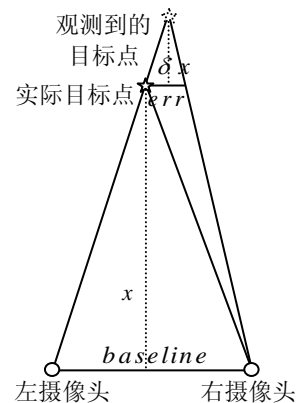


图 7: 视差引起的测量误差示意图

当左右两个摄像头同时观测实际目标点时，如果右摄像头识别的足球球心位置偏差为 err ，造成的摄

像机深度方向误差为 δx ，由于双目摄像机的基线 $baseline$ 要远小于目标距离 x ，则近似有

$$\frac{\delta x}{err} \approx \frac{x}{baseline} \quad (5)$$

所以单幅图像中对足球球心位置的识别误差会被成倍地放大到摄像机深度方向上。

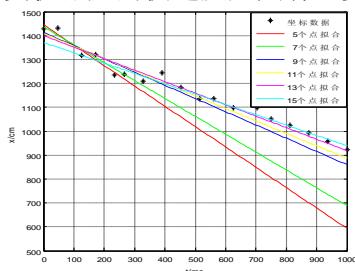
表 1. 足球三维定位的误差分布

单位 cm	实际 y	200			150			100			50			0			-50			-100			-150			-200									
		实际 x	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z	x	y	z								
200	0											-3	10	-1.4	3	8	2.3	10	10	-2.2	18	9	-1.6												
	50											-3	8	-1.4	3	9	-2.3	10	8	-2.7	18	11	-1.8												
	100											3	8	-2.3	3	8	-3.1	10	8	-3.4	18	6	-2.1												
300	0											-19	4	-3	-4	-3	-1.3	10	8	-3.9	10	8	-3.3	27	2	-4.8	27	0	-3.5	47	-5	-3.7			
	50											-5	15	-2.5	-5	9	-3.1	-5	8	-3.1	-5	9	-3.1	10	7	-3.2	28	3	-3.3	28	5	-3.3			
	100											-5	9	-1.4	-5	6	-3.2	-5	6	-4.4	10	6	-5.5	-6	7	-5.5	27	-6	-2.4	28	4	-2.4			
400	0											-7	9	-2.7	-7	4	-1.9	-7	2	-1.9	-7	2	-5.5	21	0	-4.7	21	0	-3.8	-7	12	-2.1	54	-10	-5.1
	50											-7	8	-2.8	-7	4	-2.8	-7	2	-3.6	-7	2	-3.6	-7	8	3.6	21	-1	-4.6	21	1	-3.7	54	-11	4.8
	100											-32	0	-3.7	-7	4	-2.9	-7	0	-4.4	-7	2	-11	21	0	-3.6	21	-1	-3.6	21	-1	-5.3	21	2	-5.3
500	0	-9	-5	0.4	-9	-5	-3.6	-9	1	1.3	-9	1	-2.6	36	-1	-7.3	36	-5	-7.3	-9	2	-0.6	36	-7	-5.1	36	-7	-5.1	36	-6	-4				
	50	-46	1	-2.4	-47	7	-2.1	-9	2	-4.1	36	4	-5.4	36	-1	-5.1	-9	-1	-5.1	36	-8	-5.4	36	-5	-6.5	36	-28	-5.4							
	100	-9	9	-2.5	-9	-7	-2.5	-9	0	-4.5	-9	-1	-5.5	36	-3	-2.4	36	-6	-3.5	36	-9	-4.6	36	-9	-5.6	-9	9	-9.5							
600	0	-64	9	-4.5	-10	4	-4.5	-10	-6	-3.3	-10	1	-3.3	55	-1	-9	-10	1	-0.9	55	2	-7.7	137	-30	-16	-10	10	0.3							
	50	-11	7	-4.7	-65	-23	1.9	-64	-9	-3.3	55	3	-5.7	-10	-2	-5.7	55	-8	-8.8	55	-11	-7.5	137	-35	-8.2	55	-15	-4.6							
	100	-64	-11	-6.7	-10	5	-7.8	-10	-1	-9	55	3	-8.2	-10	-2	-8.2	-11	-1	-8.2	55	-22	1.2	55	-11	-8.7	55	-13	-6							
700	0	-45	-2	-2.4	37	14	-10	37	8	-10	37	3	-8.8	37	-1	-0.2	37	-3	-7.3	37	-5	-7.3	37	-13	-8.8	37	-6	-5.8							
	50	-45	-2	-3.5	-45	-3	-4.5	-45	7	-6.2	37	2	-6.2	37	-1	-4.9	37	-5	-8.2	37	-7	-9.7	37	-8	-9.7	37	-8	-8.2							
	100	-45	-1	-4.7	-45	-4	-8.3	-45	-6	-11	37	2	-4.7	37	-2	-6.2	37	-5	-6.2	37	-7	-7.6	37	-7	-7.7	-45	1	-4.7							

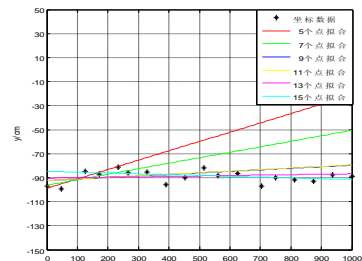
7.3 轨迹拟合结果

利用本文提出的方法对识别到的足球三维坐标信息进行运动轨迹拟合，在 X、Y、Z 三个方向上分别进行多次拟合的结果如图 8 所示，图中在每个方向上分别绘制出了使用 5 个数据点的首次拟合结果，以及之后的使用 7 个点、9 个点、11 个点和 15 个点的更新拟合结果。

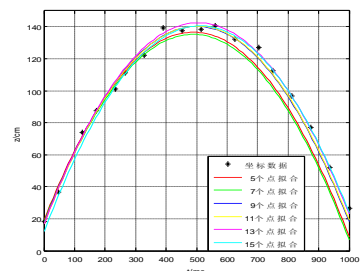
从拟合结果来看，随着不断地更新拟合，拟合结果不断收敛，一致性越来越高，一定程度上说明拟合结果的精度越来越高。尽管首次拟合结果精度较低，但对于守门员机器人的快速反应具有重要意义。



(a) 在 x 方向上的足球运动轨迹拟合结果



(b) 在 y 方向上的足球运动轨迹拟合结果



(c) 在 z 方向上的足球运动轨迹拟合结果

图 8: 足球运动轨迹拟合结果

7.4 防守效果

使用本系统进行守门员的防守测试,机器人工作在自主运行状态,人在距离球门5m~9m、角度 $\pm 45^\circ$ 的区域内,模拟挑射。守门员的一次成功防守的过程如图9所示。

测试结果表明,守门员机器人的防守成功率在80%以上,且射门距离越远,成功率越高。

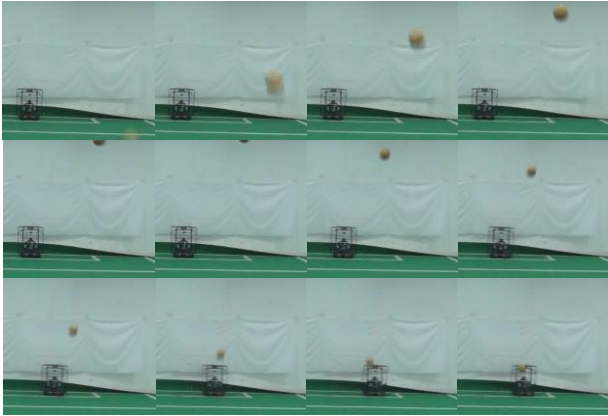


图9: 守门员成功防守的过程

防守失败的情况主要有两种,一是足球通过机器人上边缘与球门横梁的下边缘之间的空间进球,由于机器人尺寸的限制,该种情况无法避免;二是射门距离太近时,机器人来不及反应。

7.5 实时性分析

双目视觉摄像机工作在640*480分辨率下,机器人所用计算机的处理器主频为1.66GHz,内存为1.0G。计算机单独运行本视觉系统时,图像处理帧速率为30fps,在比赛状态下,计算机同时运行机器人运动规划与控制程序等其他机器人子模块时,视觉系统可以以20fps的帧速率稳定工作,基本满足比赛实时性的要求。

系统包括图像采集及畸变校正预处理线程、图像处理线程、足球运动状态估计线程、运动决策线程等,在20fps的帧速率下工作时,以上线程的总时延约为80ms,再加上曲线拟合所需最少5个数据点的时延、机器人的路径规划及运动控制相关线程的时延以及硬件通讯时延,机器人的总反应时延约为0.5s。即从机器人感知足球飞离地面开始,到机器人做出反应,系统总延时约为0.5s,这与实际测量的时间相符。再考虑到机器人自身的加速度限制,使得机器人对近距离射门的防守能力较弱,这与实际防守实验的测试结论相吻合。

8 结论

本文研究并首次实现了双目视觉技术在RoboCup中型组足球机器人守门员上的应用,实现了在三维空间中对目标足球的识别与定位、运动轨迹拟合和落点位置预测等运动信息的估计,并在此基础上基于有限状态机设计了机器人的运动决策系统以实现目标足球的拦截防守。

实验结果和实际应用效果表明,本文所设计的系统对挑射的足球能够有效地拦截防守,大大提高了足球机器人在三维空间中的防守能力。基于本文的研究成果,我校机器人足球队获得了2011年中国机器人大赛暨RoboCup中国公开赛中型组自选项目技术挑战赛的冠军。

同时,本文系统还存在有待进一步改进的地方。如双目视觉在深度方向上对足球的定位精度较差,一方面可以通过提高图像识别足球球心的精度来改进,另一方面可以通过增大双目摄像机的基线来提高精度;系统处理帧速率还有待进一步提高,一方面可以通过提高计算机硬件计算能力来改进,另一方面可以通过进一步优化算法,特别是多线程之间的任务分配来改进。

参考文献

- [1] Lima P, Bonarini A, Machado C, et al. Omni-directional catadioptric vision for soccer robots[J]. Robotics and Autonomous, 2001, 36(2/3): 87-102.
- [2] Neves A J R, Pinho A J, Martins D A, et al. An efficient omnidirectional vision system for soccer robots: From calibration to object detection[J]. Mechatronics, 2011, 21(2): 399-410.
- [3] Menegatti E, Pretto A, Scarpa A, et al. Omnidirectional Vision Scan Matching for Robot Localization in Dynamic Environments[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2006, 22(3): 523-535.
- [4] Lu H, Yang, S, Zhang, H, et al. A Robust Omnidirectional Vision Sensor for Soccer Robots[J]. Mechatronics, 2011, 21(2): 373-389.
- [5] Voigtländer A, Lange S, Lauer M, et al. Real-time 3D Ball Recognition using Perspective and Catadioptric Cameras[C/OL]//European Conference on Mobile Robots, 2007.
<http://ecmr07.informatik.uni-freiburg.de/proceedings/ECMR070067.pdf>.
- [6] Lauer M, Schönbein M, Lange S, et al. 3D-object tracking with a mixed omni-directional stereo camera system[J]. Mechatronics, 2011, 21(2), 390-398.
- [7] Käppler U P, Höferlin M, Levi P. 3D Object Localization via Stereo Vision using an Omni-directional and a Perspective Camera[C]// Proceedings of the 2nd workshop on omnidirectional robot vision, 2010: 7-12.
- [8]. Hoogendijk F M W R, Kanters, Kanters F M W, Janssen R J M, et al. Tech United Eindhoven Team Description 2011[C/CD]//RoboCup 2011 Istanbul, CD-ROM, 2011.
- [9]刘斐,卢惠民,郑志强.基于线性分类器的混合空间查找表颜色分类方法[J].中国图像学报,2008, 13(1):104-108.
- [10]杨绍武.基于双目视觉的乒乓球识别与跟踪问题研究[D].长沙:国防科技大学,2009.
- [11]卢惠民,张辉,杨绍武,等.一种鲁棒的基于全向视觉的足球机器人自定位方法[J].机器人.2010. 32(4):553-559.
- [12]董鹏,卢惠民,杨绍武,等.基于RANSAC和Kalman滤波的足球机器人球速估计算法[J].计算机应用,2010, 30(9):2305-2313.
- [13]贾建强,陈卫东,席裕庚.基于有限状态机的足球机器人行为设计与综合[J].高技术通讯,2004, 14(4):61-65.