

## 新型足球机器人视觉系统的研究

陈景航,杨宜民,陈浩杰

(广东工业大学 自动化学院,广东 广州 510090)

(Jinghang80@21cn.com)

**摘要:** FIRA MiroSot 机器人足球比赛中,视觉系统是比赛系统获得环境信息的唯一途径。视觉系统的识别速度、精度直接影响到比赛的胜负。针对传统的视觉系统在机器人足球比赛中的缺点,提出基于多分辨率分析与FCM算法的新型足球机器人视觉系统的设计方法,实验结果表明:该设计方案能够提高比赛中的识别速度和精度,并具有良好的适应性。

**关键词:** 机器视觉;足球机器人;小波变换;模糊聚类

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

## Research of a new robot-soccer vision system

CHEN Jing-hang, YANG Yi-min, CHEN Hao-jie

(Faculty of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou Guangdong 510090, China)

**Abstract:** In FIRA MiroSot robot-soccer game, vision system was a unique way through which the whole system obtained the global information. The speed and precision of the recognition of the vision system directly affected the victory or defeat of the game. According to the disadvantage of the traditional vision system in the robot-soccer game, a new design of robot-soccer vision system was put forward based on multi-resolution analyse and FCM algorithm. Experiment results show that the design can improve the speed and precise of recognition in the game, and has well adaptability.

**Key words:** machine-vision; robot-soccer; wavelet; FCM

### 0 引言

机器人足球比赛<sup>[1]</sup>是近年来提出的多智能体系统开发平台,是一个典型的多智能体机器人系统。机器人足球比赛中包含了视觉、传感融合、知识处理、行为决策等人工智能技术;而且还包括着各种自动化控制技术、无线通信网络技术、机电一体化技术、社会学、组织学等多种综合科学技术,因此被称为“一个小平台上的技术战争”。

对于足球机器人视觉系统来说,由于比赛系统实时性的严格要求(视觉系统的最高工作频率为60Hz),使得视觉系统在线工作时不能进行过多的图像处理运算,只能通过某些特殊的技术,进行少量的运算,得到图像中机器人的位置和方向。基于上述原因,MiroSot视觉子系统对现场图像的处理必须采用离线和在线两种方式<sup>[2]</sup>:在离线方式中,进行人机交互和复杂的图像处理和图像分析,获得目标图像的知识库;在线方式则利用离线方式获得的目标图像知识库,采用简单的图像处理和识别计算,得到图像中物体的位置和运动信息,同时在线方式也可以根据识别的实际效果修正目标图像知识库。传统的视觉系统依靠一些优秀的在线识别算法(改进式的网格识别算法、隔行扫描算法等)来提高系统的性能,并采用普通的聚类方法进行离线分析。整个比赛系统处理的时间最多只有16.7ms,其中超过2/3的时间要留给机器人启动和决策系统,视觉系统在这么短的运算时间内是不可能采用较复杂的算法,因此,为了提升视觉系统的整体性能,必须要改善离线识别算法,同时使用简单有效的在线识别算法。

### 1 新型足球机器人视觉系统的总体结构

#### 1.1 系统的组成与工作原理

机器人足球比赛的视觉系统的组成及工作过程可用图1表示。

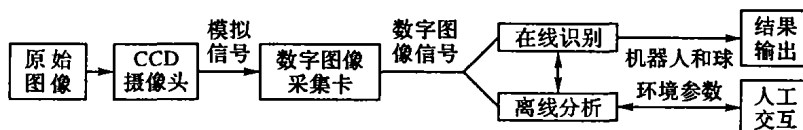


图1 机器人足球比赛的视觉系统

图像由CCD摄像机等输入设备经过光电转换成连续的模拟视频信号,输入计算机的图像采集卡,由A/D转换器转换成离散的数字信号,以便于数字计算机运算处理。为了得到比赛中机器人的位置和方向,数字化比赛图像进入图像处理和分析步骤,这步骤可分为两个工作过程:在线识别过程和离线分析过程。经过计算机对比赛图像的处理和分析,最后输出机器人的位置 $POS(X,Y)$ 、方向 $DIR(\theta)$ 和足球的重心坐标 $BALL(X,Y)$ 。

#### 1.2 系统的离线分析过程

离线分析过程的主要任务有:1)进行图像滤波和校正,消除传输通道的固有噪声;2)通过对样本图像的处理,得到有关目标的颜色特征;3)采集并设置与比赛有关的参数。通过离线过程,最终产生相应知识库,供在线处理过程调用。由于离线识别过程不受比赛实时性的限制,因此,为了建立准确的颜色参数库,本系统的离线识别过程采用较复杂的算法,可以分为三个步骤:

(1)设置比赛环境视频参数如:图像的亮度、对比度、饱

度和色度;设置比赛场地的边界参数,同时把设置好的参数放到参数库中,以供在线追踪过程调用。

(2)选择小波基为 sym4,对输入数字图像进行  $N$  层小波分解,保留高分辨率的图像低频分量,并选取合适的阈值  $R(\delta)^{[3]}$  对图像高频分量进行阈值处理,然后进行  $N$  层的小波逆变换以达到去噪的效果。把经过小波去噪的比赛图像采取零点平移和颜色平衡等方法进行校正,最后初始化聚类中心向量  $v_i(R, G, B)$ ,  $i$  是分类的个数(在 MiroSot 3 VS 3 比赛中,  $i = 6$ , 在 MiroSot 5 VS 5 比赛中,  $i = 8$ , 在 MiroSot 7 VS 7 比赛中,  $i = 10$ )。

(3)对每帧图像进行  $N$  层小波变换,产生多分辨率图像锥,即由多幅不同分辨率的图像组成的层次式数据结构。对于图像锥顶层图像,选取步骤 2 得到的初始化聚类中心  $v_i(R, G, B)$ , 对顶层图像进行 FCM 算法,得到一组聚类中心数据,作为下一层的初始聚类中心,直到完成最低层的 FCM 算法。然后根据模糊准则去模糊处理,得到每个分类的颜色参数  $Field(R, G, B)$ , 最后输入到颜色参数库中。

图 2 给出了离线分析过程涉及的主要算法及它们的关系。

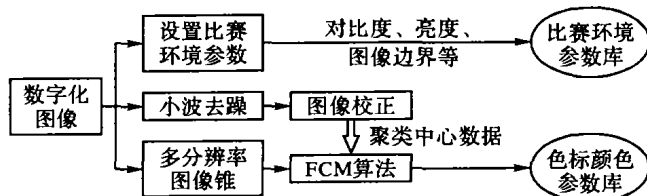


图2 离线分析算法

### 1.3 系统的在线识别过程

在线识别过程的主要目的就是得到比赛图像中机器人的有关信息(位置和方向),并实时地追踪比赛中的机器人。对在线识别过程算法的要求就是在保证精度的前提下尽量减少串行计算,利用先验知识,提高运行效率。整个比赛系统的工作频率基本上由视觉系统的工作频率决定。为了提高 MiroSot 比赛系统的性能,在比赛中取得更好成绩,必须提高视觉系统的在线工作效率。本工作过程调用离线分析而得到的环境参数库和颜色参数库,利用动态窗口扫描法确定机器人的重心坐标  $POS(X, Y)$ 、方向  $DIR(\theta)$  和  $BALL(X, Y)$ 。

图 3 给出了在线识别过程涉及的主要算法及它们的关系。

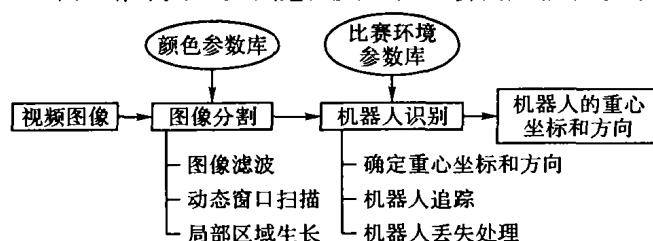


图3 在线识别过程涉及的算法及它们之间的关系

## 2 基于多分辨率分析和 FCM 的离线分析过程

### 2.1 Mallat 算法<sup>[4]</sup>和多分辨率分析<sup>[5]</sup>

多分辨率分析技术为图像处理和分析提供了一种实用而有效的数据结构和工具,它的作用是产生多分辨率图像锥。图像锥的底层是原始图像,从低到高,各层图像的位置分辨率随着尺度因子  $s$  递减;而各层图像的分类分辨率则随着尺度因子  $s$  递增。Mallat 算法将计算机视觉领域内的多分辨率分析引入到小波分析中,统一了关于小波函数构造、信号的小波变换分解与重建。Mallat 算法在实际应用中大大减少了小波变换的复杂度,是一种优秀的正交小波的快速算法。相应的二维 Mallat 分解如图 4 所示:在每一个尺度下,  $C_{j-1}$  包含前一

阶段的图像的低频信息,它通过小波变换后,得到在分辨率  $j$  下的低频信息  $C_j$ ,水平边缘细节  $H_j$ ,垂直边缘细节  $V_j$  和对角边缘细节  $D_j$ 。

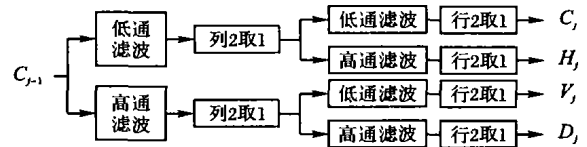


图4 Mallat 分解示意图

在视觉系统的离线分析过程中,为了建立精确的机器人颜色参数库供在线识别,必须要建立比赛颜色估计范围,例如在 MiroSot 3 VS 3 比赛中,比赛颜色包括足球颜色、本方色标、机器人 1 的色标、机器人 2 的色标、机器人 3 的色标、对方色标,故  $i = 6$ , 共有 6 个聚类中心和 6 个颜色估计范围。本文先对原始图像进行  $N$  层 Mallat 分解,建立图像锥——多层次描述原始图像数据,再利用层与层之间数据关系完成 FCM 算法。

对原始图像进行  $N$  层 Mallat 分解,  $N$  是小波分解的层数,用户可以根据比赛环境和要求进行调整,层数  $N$  越大,就越清晰地在多层次上描述原始图像数据,但同时也加大了系统运算量。由于原始图像是基于 RGB 格式的 24 位真彩色图像,因此需分别对初始图像的  $R, G, B$  颜色分量进行 3 次  $N$  层 Mallat 分解,如式(1)~(3)所示。

$$R_i(x, y) = \sum_{i=-N+1}^N \sum_{j=-M+1}^M C_{i,j} * R_{i-1}(sx + i, sy + j) \quad (1)$$

$$G_i(x, y) = \sum_{i=-N+1}^N \sum_{j=-M+1}^M C_{i,j} * G_{i-1}(sx + i, sy + j) \quad (2)$$

$$B_i(x, y) = \sum_{i=-N+1}^N \sum_{j=-M+1}^M C_{i,j} * B_{i-1}(sx + i, sy + j) \quad (3)$$

其中,  $R_{i-1}(x, y)$ 、 $G_{i-1}(x, y)$ 、 $B_{i-1}(x, y)$  是图像在  $s-1$  层上、 $(x, y)$  位置上的  $R, G, B$  颜色分量值;  $s$  是尺度因子;  $C_{i,j}$  是滤波器系数,长度为  $2N$  与  $2M$ 。滤波器系数与用户选择的小波基有关,本文选择小波基为 sym4,分解层数  $N$  为 4。

### 2.2 FCM 算法<sup>[6]</sup>和颜色估计范围的确定

FCM 算法思想就是寻找目标函数的迭代最小化,即目标函数定义为:

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{i,k}^m |x_k - v_i|^2 \quad (4)$$

式中,  $x_1, x_2, \dots, x_n$  是  $n$  个离线采集点的特征向量(包括  $R, G, B$  颜色分量);  $v_1, v_2, \dots, v_c$  是  $c$  个分类器的聚类中心;  $u_{i,k}$  是第  $k$  个特征向量  $x_k$  的第  $j$  个隶属度,  $m$  是加权指数。

基于多分辨率图像锥的 FCM 算法的具体步骤如下:

(1)按照上面说明的多分辨率分析原理,把原始图像经过 3 次  $N$  层 Mallat 分解后,构造 3 个  $N$  层的多分辨率图像锥,并归一化处理每一层数据。

(2)记录下经过图像滤波和校正而得到的聚类中心初始值  $v_i$ ,设置隶属矩阵初始化值  $U^{(0)}$ ,聚类别数  $c = 6$ (在 MiroSot 3 VS 3 比赛中)、加权指数  $m = 2$ ,采集现场数据个数  $k = 50$ ,步长  $l = 0$ ;分别对 3 个图像锥的最顶层图像都进行 FCM 处理,经过多次迭代后,根据迭代条件  $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \varepsilon$ ,  $U^{(l)}$  表示第  $l$  次迭代的隶属度矩阵,  $\varepsilon$  是预先设定的误差,然后计算出本层图像的各个分类的聚类中心  $v_i$ ,以此作为下一层的初始聚类中心。

(3)将第  $s$  层的聚类中心作为  $s-1$  层初始聚类中心,实现 FCM,以此类推,直到完成最底层的 FCM 算法。

(4)在完成关于  $R, G, B$  颜色向量的 3 个图像锥的最底层的 FCM 处理后,得到原始图像的各个分类的聚类中心

$final\_v_i(R)$ 、 $final\_v_i(G)$ 、 $final\_v_i(B)$  和隶属度矩阵  $final\_u_{i,k}(R)$ 、 $final\_u_{i,k}(G)$ 、 $final\_u_{i,k}(B)$ 。根据模糊准则去模糊处理,确定一个模糊隶属度  $\alpha$  (在本文中,取  $\alpha = 0.75$ ),对于第  $i$  类和  $R$  颜色分量,设定集合  $X = \{x_k(R) | final\_u_{i,k}(R) > \alpha\}$ ,同理,对于  $G$ 、 $B$  分量,也可以得到集合  $Y = \{x_k(G) | final\_u_{i,k}(G) > \alpha\}$  和集合  $Z = \{x_k(B) | final\_u_{i,k}(B) > \alpha\}$ ,然后分别在集合  $X$ 、 $Y$ 、 $Z$  中取出各自的极大颜色值  $max\_x_i(R)$ 、 $max\_x_i(G)$ 、 $max\_x_i(B)$  和最小颜色值  $min\_x_i(R)$ 、 $min\_x_i(G)$ 、 $min\_x_i(B)$ ,最后就可以确定每个类别的颜色估计范围  $Field_i(R, G, B)$ ,计算公式如下:

$$Field_i(R) = [(final\_v_i(R) - b | min\_x_i(R) - final\_v_i(R) |), (final\_v_i(R) - b | max\_x_i(R) - final\_v_i(R) |)]$$

$$Field_i(G) = [(final\_v_i(G) - b | min\_x_i(G) - final\_v_i(G) |), (final\_v_i(G) - b | max\_x_i(G) - final\_v_i(G) |)]$$

$$Field_i(B) = [(final\_v_i(B) - b | min\_x_i(B) - final\_v_i(B) |), (final\_v_i(B) - b | max\_x_i(B) - final\_v_i(B) |)]$$

$b$  为比例系数,在本文中,  $b = \sqrt{2}$ 。

### 3 足球机器人视觉系统的在线识别过程

在线识别过程是整个足球机器人视觉系统的核心部分,由于比赛图像实时性的要求,不可能对在线过程采用复杂的算法,只能采用简单实效的算法,从而导致传统的视觉系统识别精度不高,机器人跟踪丢失的情况出现。本文采用复杂的离线分析算法,得到适应比赛环境的机器人颜色参数库,大大缓解了在线识别过程的压力。在线识别过程具体工作步骤如下:

(1) 图像滤波。由于比赛环境的干扰,需要对图像进行去噪处理,本文考虑到每帧图像有限的处理时间,所以采用简单的中值滤波对图像进行去噪处理。

(2) 动态窗口扫描<sup>[7]</sup>和局部区域生长。由于比赛图像是

640×480 的真彩色图像,对每个像素点都进行扫描会加大运算量,不能够满足比赛实时性的要求。在比赛中,相邻两帧图像的像素位移最大达到 10 个像素点,因此在识别机器人时,不需进行全场搜索,只需在机器人能移动的最大距离内搜索即可,本文提出了一种可靠快速的扫描方法——动态窗口扫描法。选取  $M \times M$  窗口,  $M = (R + MAX\_V * \Delta T) * 2 * \beta$ ,  $R$  是机器人半径,  $MAX\_V$  是机器人最大位移速度,  $\Delta T$  是帧与帧之间的时间间隔,  $\beta$  是比例系数,用于动态扩大窗口范围,在本文中,  $\sqrt{2} \leq \beta \leq 2\sqrt{2}$ 。动态窗口的边长  $M$  的大小与  $MAX\_V$  与  $\beta$  成正比,如果在前一帧图像中,机器人的位移超过了窗口的范围,在线系统就会增加  $\beta$ ,以增加扫描的范围,从而保证视觉系统可以迅速地寻找到丢失的机器人。当扫描到机器人的颜色色表后,就需对机器人进行局部区域生长,本文采用  $3 \times 3$  的网格对机器人图像进行区域生长<sup>[8]</sup>,便于下面确定机器人的重心坐标和方向。

(3) 机器人数据输出。根据步骤(2)得到的机器人和小球的色标范围,就可以推算出机器人的重心坐标和方向以及小球的中心坐标,把机器人相关数据输入到决策系统中进行处理。

### 4 系统测试与分析

本视觉系统的测试环境是赛扬 4 2.4G、256M 内存;测试平台是 VC6.0;操作系统是 Window XP。本系统完成每帧图像的识别和分割总用的时间约为  $7.6ms < 16.7ms$ ,而且由于采用了基于多分辨率的 FCM 的离线分析算法,提高了识别准确性,在多次模拟 MiroSot 3 VS 3 比赛中,比赛小球并没有存在丢失现象,而本方机器人最长的丢失时间不超过 4 帧图像,并且不受比赛环境的光照和比赛场地边缘畸变的影响。

对与基于普通的聚类算法的视觉系统和本文提出的基于多分辨率的 FCM 算法的视觉系统,以 3 VS 3 和 5 VS 5 为例,进行多次的模拟比赛,得到它们的效果对比,如表 1 所示。

表 1 视觉系统的测试数据

	识别速度/ms	球丢失次数/次	本方机器人跟踪丢失/次	对方机器人跟踪丢失/次
基于普通聚类算法的视觉系统(3 VS 3)	8	2	4	4
基于多分辨率的 FCM 算法的视觉系统(3 VS 3)	7.6	0	1(能修正)	0
基于普通聚类算法的视觉系统(5 VS 5)	8.8	5	10	6
基于多分辨率的 FCM 算法的视觉系统(3 VS 3)	8.2	0	2(能修正)	0

表 1 的实验数据表明:采用本文提出的视觉系统设计方案能够在保持识别速度不降低的情况下,改善图像识别中的准确性,能够更精确地定位比赛中的足球机器人和小球,并且在机器人丢失的情况下,能够智能的扩大扫描范围,重新追踪已经丢失的目标。本视觉系统的离线分析过程还能够与用户进行信息交互,提供环境参数设置,减少了外界环境对视觉系统的干扰,同时根据比赛的具体情况,用户可以自由选取小波分解的层数  $N$  和小波基函数。

本文提出的基于多分辨率图像锥和 FCM 算法的足球机器人视觉系统设计方案,采用了复杂的离线分析算法,改善了传统的视觉系统易受光照等外界因素干扰,有效提高了识别效率,并且能够满足比赛实时性的要求。

#### 参考文献:

[1] ARKIN RC, BALCH T. Cooperative Multi-Agent Robotic Systems [A]. The Robot-Soccer Perspective. Proceedings of the Micro-Ro-

bot World Cup Soccer of the Micro-Robot World Cup Soccer Tournament'97[C]. KAIST, Taejon, Korea, 1997. 3-14.

- [2] 佟国峰. 足球机器人实时真彩色视觉系统研究与开发[D]. 东北大学学位论文, 2003. 29-30.
- [3] 张宗平, 刘贵忠, 董恩清. 基于二进小波变换的信号去噪[J]. 电子与信息学报. 2003, 23(11): 1083-1090.
- [4] 虞湘宾, 董涛, 毕光国. 小波变换的快速算法研究及其在图像处理中的应用[J]. 电路与系统学报. 2002, 7(2): 13-17.
- [5] RIOAL OA. Discrete-Time Multiresolution Theory[J]. IEEE Transactions SP, 1993, 41(8).
- [6] 陈武凡等. 小波分析及其在图像处理中的应用[M]. 北京: 科学出版社, 2002. 175-188.
- [7] 张祺. 基于视觉的机器人足球比赛系统研究[D]. 广东工业大学学位论文, 2001. 44-91.
- [8] 杨枝灵, 王开. Visaul C++ 数字图像获取处理及实践应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2003. 546-548.