

文章编号: 1000-8152(2005)04-0597-07

## 自主移动机器人足球比赛视觉定位方法综述

王珂<sup>1,2</sup>, 庄严<sup>1,2</sup>, 王伟<sup>1</sup>, 潘学军<sup>1</sup>

(1. 大连理工大学 信息与控制研究中心, 辽宁 大连 116024; 2. 中国科学院 沈阳自动化研究所 机器人重点实验室, 辽宁 沈阳 110016)

**摘要:** 综述了 RoboCup 足球赛中全自主移动机器人基于视觉的定位技术, 包括机器人自定位和多机器人协作物体定位. 介绍了定位技术的发展情况与分类. 从机器人环境构建形式的不同以及先验位姿和概率方法的应用与否等方面, 系统地分析和比较了各种自定位方法. 对于多机器人协作物体定位, 阐述了静态方法和动态跟踪方法. 总结了定位过程中需要重点研究的传感器模型构建、图像处理、特征匹配以及协作过程涉及的相关问题. 最后就视觉定位存在的问题和技术发展趋势进行了讨论.

**关键词:** 基于视觉的自定位; 多机器人协作物体定位; 移动机器人; RoboCup

**中图分类号:** TP24 **文献标识码:** A

### Vision-based localization for autonomous mobile robot in RoboCup: a survey

WANG Ke<sup>1,2</sup>, ZHUANG Yan<sup>1,2</sup>, WANG Wei<sup>1</sup>, PAN Xue-jun<sup>1</sup>

(1. Research Center of Information and Control, Dalian University of Technology, Dalian Liaoning 116024, China;

2. Robotics Laboratory, Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Science, Shenyang Liaoning 110016, China)

**Abstract:** The work aims to summarize the vision-based localization approaches for autonomous mobile robots in RoboCup competition, and studies the self-localization and coordinated multi-robot object localization. Firstly, the state of arts and categories of localization techniques were presented. According to whether prior pose or the probabilistic approaches are used and how the representations of working environments are constructed, this paper systematically compared and analyzed various self-localization methods. For coordinated object localization, the static and dynamic tracking methods were investigated. Several key issues related to multi-robot collaborative task, especially visual sensor modeling, image processing and feature matching applied in self-localization were discussed respectively. Finally, some existing problems were pointed out and the technique development trends were given.

**Key words:** vision-based self-localization; multi-robot collaborative object localization; autonomous mobile robot; RoboCup

### 1 引言 (Introduction)

1992 年 Mackworth 提出以机器人足球比赛作为促进人工智能、视觉技术以及机器人学等学科研究的平台<sup>[1]</sup>. 通过这种标准的比赛方案, 参赛队伍能够检验所采用的方法和技术在实际应用中的有效性<sup>[2]</sup>. 自从 1997 年首届 RoboCup 成功举办至今, RoboCup 已成为集学术研究、机器人展示、仿真和实体机器人对抗于一身的综合性普及型赛事.

RoboCup 中型组比赛的机器人主要采用视觉传感器来获取环境信息, 并由多个机器人共同协作来完成比赛中多种复杂任务. 所有这些行为和决策必

须由机器人自主完成, 不能人为介入. 机器人一方面需要通过视觉传感器提供的环境数据判定自身位姿状态, 一方面要与同伴彼此协调共同完成场上各种复杂的比赛任务. 前者是机器人的自定位问题, 后者则在前者基础上完成机器人之间的信息交流, 用以扩充单机机器人对环境的感知能力. 比赛中机器人视觉系统需要综合考虑其执行效率、测量精度和实时性等问题, 而解决动态环境下自定位和多机器人协作定位是其核心任务. 本文综述了 RoboCup 机器人基于视觉的自定位和多机器人协作定位方法, 并讨论了当前自主移动机器人足球比赛视觉定位的研究

收稿日期: 2004-04-15; 收修改稿日期: 2004-11-22.

基金项目: 中科院沈阳自动化研究所机器人学重点实验室基金资助项目 (RL200204); 辽宁省高等学校学科拔尖人才资金资助项目 (2003-54).

重点和技术发展趋势。

## 2 视觉定位研究的发展及分类 (Development and categories of vision-based localization)

随着 RoboCup 比赛的日益普及,基于视觉的机器人自定位方法和协作技术也在不断地进步和完善.定位方法最初仅依赖于视觉传感器的量测来反映机器人与环境的位置关系,多传感器数据融合技术的引入,使得纯几何的静态定位发展为对机器人位姿的动态跟踪<sup>[3,4]</sup>.这种发展可归因于贝叶斯等概率统计方法在移动机器人研究中的应用.通过概率统计原理描述的各种“不确定性”情况及假设模型,机器人综合考虑观测、运动情况和即时环境等信息以适应高度变化的动态环境.

RoboCup 自主机器人视觉定位方法的发展总体上可概括为如下三个过程:研究方法从简单的几何推理到较为复杂的概率统计法的应用过程;适用范围从简单静态环境到复杂动态环境的扩展过程;研究对象从封闭式个体到分布式信息共享群体的系统过程.这种发展过程在于定位技术在具体实施时的有效性,而有效性也取决于机器人对各种相关因素的综合考虑.以美国的卡内基梅隆大学 Hammerheads 的研究为例:最初其采用基于机器人与环境几何关系的定位方法<sup>[5]</sup>,而后应用概率统计原理描述机器人观测模型<sup>[6]</sup>,使该方法能适应较为复杂的观测情况,继而又实现了分布式机器人对同一物体的协作定位<sup>[7]</sup>.

考虑以下因素对基于视觉的自定位方法分类.

### 1) 环境描述形式的不同.

RoboCup 环境是一种结构化室内环境,有固定的颜色和几何特征,从而降低了环境建模的复杂性.环境可用路标、几何地图或者拓扑地图等加以表述.从表述上看,可将路标近似归为几何地图中.从而把视觉自定位方法看作是有先验地图支持的定位方法,并将其分为基于拓扑地图<sup>[8]</sup>和几何地图两类方法.

### 2) 是否借助于先验位姿估计.

通常情况下,机器人可通过里程计的航迹推算估计其位姿.几何地图下的自定位方法根据是否借助该先验位姿,分为全局方法<sup>[9~14]</sup>和局部方法<sup>[3,4,15~18]</sup>.

### 3) 是否应用概率统计方法.

传感器噪声、机器人位姿表述的确定性程度会影响自定位算法的实施.几何地图下,可用概率统计方法描述、处理测量噪声及机器人的位姿不确定性;

如果机器人位姿采用确定性描述且忽略测量噪声的影响,可用非概率几何推理法确定机器人的位姿状态.

基于视觉的多机器人协作定位,本文是指多机器人通过彼此通讯和信息融合来确定被观测物体位置的过程.根据信息融合方法适用的情况,协作过程可分类为静态方法<sup>[7,19]</sup>和动态跟踪方法<sup>[20,21]</sup>.

## 3 基于视觉的机器人自定位方法 (Vision-based self-localization)

基于视觉的自定位过程是对视觉传感器捕获的环境特征进行提取和分析,并按特定准则所确立的观测特征和环境数据库间的对应关系,进而确定机器人自身位姿的过程<sup>[22]</sup>(如图1所示).RoboCup 环境下,自定位方法的实施要综合考虑视觉传感器模型、环境模型,机器人角色和所采用的位姿估计的形式等因素.机器人的视觉传感器包括单向、全向及双目等 CCD 摄像机.视觉定位的核心任务是从这些传感器捕捉的图像中提取出期望的图像特征并与环境特征建立某种一致性的联系<sup>[23]</sup>.图像特征往往以色块、曲线或者点集等形式表述,这种特征的表述形式取决于由静态形式的路标或地图所描述的环境特征.尽管机器人足球的环境是动态的,但机器人必须依据这些已知的静止参考系来实现自定位.因此环境特征必须易被感知且能给机器人提供必要的空间信息.



图1 基于视觉的定位过程  
Fig. 1 Process of vision-based localization

路标和几何地图通常能满足定位的精度要求.拓扑地图表意直观、构建简单,但其自定位精度和鲁棒性要逊于基于前者自定位方法.从一定意义上讲,拓扑地图有利于机器人的路径规划<sup>[24]</sup>,而路标和几何地图模型更利于机器人实现自定位.基于路标和几何地图的自定位方法分为全局和局部方法,局部方法实际是利用图像特征对先验位姿重新修正的过程,体现了融合多传感器数据以产生更精确位姿估计的思路,而其假设前提是估计位姿与实际位姿偏差不能过大;全局方法侧重于直接根据图像特征来分析机器人与环境特征的位置关系,分析结果用于确定机器人的绝对位姿,或纠正里程计错误的位姿推算.自定位方法实施时,要考虑机器人的观测和位

姿表述对自定位算法的影响.忽略噪声和采用位姿确定性表述的非概率方法显然适合于理想情况,但不宜于描述机器人系统的动态特性;从概率角度描述各种不确定性因素,能更加真实地描述机器人在环境中的运行情况,同时有助于应用多传感器数据融合技术实现良好的定位效果.

### 3.1 基于拓扑地图的自定位方法 (Self-localization based on topological map)

基于拓扑地图的自定位实质上是一种拓扑分类过程.拓扑地图用有向图表示,定义有向图节点为机器人构型空间的位姿集合,有向图的边为机器人基本运动类型.文献[8]首先解决拓扑地图的构建问题,预先用 K-L 展开式<sup>[25]</sup>压缩机器人拍摄的图像并通过迭代算法得到这些图像的降维特征空间,然后把该空间的图像映射到有向图的对应节点上.定位时应用 k-近邻法将当前的图像映射与前期地图构建时的所有图像映射进行比较,在比较结果中搜索出其对应的类别,图像归类后完成自定位.

### 3.2 基于几何地图的全局方法 (Global methods based on geometric map)

全局定位是在位姿未知情况下,机器人用观测信息和已知环境描述的对对应关系确定其位姿的方法.自定位算法根据是否引入概率方法分为几何推理法和蒙特卡洛定位方法.

#### 3.2.1 几何推理法 (Geometric reasoning methods)

不考虑机器人位姿不确定性和观测噪声,几何推理法多采用机器人和环境间静态的几何测量关系.以球门、围墙的垂直边缘等作为环境路标供机器人参考时,机器人可用全向摄像机对场地全景进行拍摄,通过分析机器人与这些路标的角度或距离等空间位置关系,机器人用三角几何学<sup>[26]</sup>得出其位姿<sup>[9,10]</sup>.对于守门员,文献[10]通过分析禁区线在双目摄像机中成像情况来确定其位姿.单目机器人视野有限,定位时不能保证观测到足够的路标,此时可采用基于地图构建的方法.令全局地图由场地白线及中圈等构成,机器人提取图像中的白色特征,利用成像原理构建局部地图并完成局部地图与全局地图的匹配确定其位姿<sup>[11]</sup>.

#### 3.2.2 蒙特卡洛定位 (Monte Carlo localization)

近几年新兴的蒙特卡洛定位方法<sup>[14,27]</sup>能解决其他定位方法回避的多峰分布问题.蒙特卡洛方法不需要直接求解概率分布函数,而是用一系列粒子 (Particles) 描述机器人位姿的概率分布情况.它是以离散采样原理来实现马尔可夫 (Markov) 定位<sup>[28,29]</sup>

的有效手段.该方法由两步组成:

1) 状态预测:从前一步迭代生成的粒子集合中随机采样生成一系列粒子,对生成的每一个粒子应用运动模型来产生新的粒子集合;

2) 权值更新,重采样及位姿更新:获得机器人观测信息,经重采样增添粒子到可能产生该信息的位姿区域,并去掉权值较小的粒子完成位姿更新.

文献[14]将场地拐角、球门过渡边缘及场地白线与机器人的距离作为待观测特征,在这些特征对应的观测模型的基础上更新位姿的概率值,所得到置信度最大的概率认为是机器人最有可能的位姿.蒙特卡罗定位的随机抽样分析特性使这种方法的执行效率高,性能稳定且允许动态改变采样点数目.

### 3.3 基于几何地图的局部定位方法 (Local self-localization based on geometric map)

局部定位方法是假设机器人的里程计估计位姿与实际位姿存在较小差异,利用观测特征修正里程计累积误差的方法.局部方法可按照是否引入概率方法分为非概率方法和概率法.

#### 3.3.1 非概率方法 (Non probabilistic methods)

局部自定位采取非概率手段,可建立在空间的几何约束或图像分析基础上.前者可认为是几何恢复的过程,即里程计提供位姿估计值,机器人分析相对于观测特征的距离、方向等信息,并用这些几何约束条件纠正当前的位姿估计值. Attempto<sup>[16]</sup>根据已知的机器人航向角及其所确定的运动状态对文献[9]的全局方法进行了改进,使得自定位在动态环境下的性能更加稳定.文献[5]指出,若单目机器人的观测特征性质不同,位姿可用加权求均值的方式给定.文献[17]的方法是机器人在观测到路标后,首先确定一个候选离散位姿区域,然后运动一段距离,并用最小化观测路标与对应地图路标的角度误差的方法确定位姿.基于图像分析的方法<sup>[18]</sup>则借助先验位姿将 CAD 地图投影到图像平面中,继而确定观测点与期望点的匹配关系,最后迭代最小化匹配点的间距给出机器人位姿.

#### 3.3.2 概率法 (Probabilistic methods)

文献[6]用二维高斯模型来描述机器人的位置和观测模型,从而改进了文献[5]的方法.卡尔曼滤波、扩展卡尔曼滤波作为递推估计算法,特点是计算量和数据存储量较小.机器人在已知初始位姿条件下,应用上述递推算法跟踪其位姿状态,结合视觉数据对位姿重新修正以减小位姿不确定度,能较为精

确地获得机器人的位姿估计.具体分为两个步骤:

1) 位姿预测:用里程计航迹推算法迭代预测位姿及其协方差矩阵.

2) 位姿更新:利用视觉传感器数据更新机器人位姿及其协方差矩阵.

该框架下的一种方法是匹配地图模型和图像中直线特征,然后用卡尔曼滤波器实现数据的融合<sup>[3]</sup>.而基于 Hough 变换<sup>[30]</sup>的方法<sup>[5]</sup>是在 Hough 域内完成特征匹配后,由扩展卡尔曼滤波器实现位姿的更新.

文献[15]提出了概率状态估计方法,该方法用三维 CAD 地图产生当前位姿下的估计场景,将此估计图像与观测图像进行匹配并建立描述这种匹配程度的似然函数.机器人的位姿通过迭代最优化该似然函数确定.

#### 4 基于视觉多机器人协作定位 (Vision-based collaborative localization)

基于视觉的多机器人协作物体定位立足于分布式传感器信息共享的机制上.该机制扩充了单机器人的感知能力,为获得更加稳定和精确的即时环境描述提供了渠道.协作过程包含机器人间的无线通讯和数据融合<sup>[31,32]</sup>.通讯可用广播或点对点的形式,即机器人获得环境信息后发送数据给同伴,以更新队友构建的环境状态;也可设立服务器负责接受和融合全队感知的环境数据,并将结果返回给机器人,各机器人再根据自身需要更新其构建的环境状态.数据融合的前提是以二维高斯分布描述被物体的观测模型,融合的目的是降低被观测物体位置的不确定性.静态融合方法的假设前提是多机器人同时观测到同一物体,或不考虑物体运动对观测造成影响,是一种较为基础和理想化的方法;对于动态物体跟踪和信息融合,一般采用卡尔曼滤波等融合技术/

##### 4.1 静态方法 (Static methods)

文献[7]假设物体相对于各机器人的位置估计服从二维高斯分布、彼此独立且该物体能同时被观测到.机器人每次位置估计过程均接收队友传送来的目标物体的概率分布参数.数据融合过程如图2所示,队友给出的参数通过矩阵运算加以合并,从而降低了物体位置的不确定性.文献[19]解决了数据融合的不同步问题,用分配给观测值的时标来衡量观测概率模型之间的马氏距离 (Mahalanobis distance),结合贝叶斯原理融合多个观测状态来更新物体位置的概率分布.

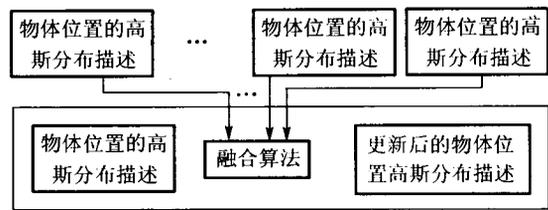


图2 数据融合过程

Fig. 2 Data fusion process

#### 4.2 动态跟踪方法 (Dynamic tracking methods)

鉴于各机器人同时观测到同一运动物体的可能性较小,文献[20]提出将物体的速度考虑在内的协作定位方法,即利用卡尔曼滤波来跟踪物体的运动状态及不确定性;机器人判断同伴的观测信息是否与其当前跟踪的状态相吻合,符合的数据通过卡尔曼滤波融合,否则产生新状态来表示一个未知物体的出现.尽管卡尔曼滤波能准确跟踪物体的状态,但容易受噪声干扰.因此,CS Freiburg<sup>[21]</sup>机器人将观测物体的状态发送致外部服务器中,该服务器的全局数据融合机构用马尔可夫原理融合场地中物体的概率分布,融合后数据返回各机器人并集成到自身构建的环境模型中.全队传感器的数据共享为单个机器人提供了大量的环境冗余信息,使其在运动规划时能够将视野外的物体考虑在内,从而提高了机器人对即时环境感知能力.

#### 5 研究重点和技术发展趋势 (Research emphasis and technique development trends)

##### 5.1 研究重点 (Research emphasis)

机器人实时、稳定地完成视觉定位任务,这本身就是复杂的系统性问题.视觉定位方法的实施要考虑诸多因素,并以实时性和稳定性等总体性能指标来衡量方案实施的可行性和有效性.因此,研究整个视觉定位过程要从一种系统化的角度来加以分析.研究也应在以下几个方面有所侧重:

##### 1) 视觉传感器.

视觉传感器的研究应放在成像模型及误差模型的分析上.构建模型通常以针孔成像模型作为研究起点,结合相关的几何约束构成单向、全向或双目传感器模型,必要时可考虑广角镜头引起的成像扭曲问题.单目视觉易于实现且模型构造简单.双目视觉能够获得景深,但其观测特征的匹配问题不易解决.近些年来,全向摄像机受到参赛队伍的青睐,原因在于它能捕捉全景信息,从而使机器人能够整体把握场地状态,但是全向摄像机的反射镜需要经过专门的设计<sup>[33]</sup>且成像扭曲十分严重,这也给后继识别带

来了困难.设计成像模型应考虑实际存在的各种干扰因素.对于机器人视觉所涉及的不确定性,几何概率描述在定位中较为有效<sup>[34]</sup>.在高斯模型意义下的随机参量在线性变换时能保持良好的性质,从而为多传感器信息融合提供了合理的框架.但对于不符合高斯分布的噪声情况,该假设不再成立.因此,对传感器模型描述依然存在着有待解决的问题.

## 2) 图像处理.

图像处理是对环境信息加工和抽象的过程,应遵循快速、稳定且有效的原则.并根据环境、传感器模型以及自定位算法等采取相应的对策.大多数移动机器人硬件系统处理能力的限制使得复杂的识别算法不宜用于比赛当中,因此有的队伍并没有采用图像预处理或滤噪过程来改善成像质量,有的甚至开发专门的视觉硬件设备独立完成该任务.图像处理的一类方法是分割图像色块以识别场上具有不同颜色属性的物体,其多采用基于阈值分割原理的并行分割算法<sup>[35,36]</sup>等.由于比赛环境光照等情况不一,因此分割物体时往往不选择 RGB 模型,而选择能够分离出亮度信息的 YUV,HSV 等模型,或综合各色彩模型的特点生成新的模型.但应考虑模型间的转化过程的运算量.对于以点或线段形式表示的几何环境地图,可直接采用诸如 Hough 变换<sup>[37]</sup>等算法提取地图对应的边缘特征,然而该方法适用于具有较强处理能力的平台.此外,局部自定位方法一定程度上能够提高这种边缘过渡特征的提取效率,即将先验地图映射到图像中,并在该图像附近进行搜索.

## 3) 特征的匹配.

自定位方法的研究重点之一是确立观测特征和期望特征间的匹配关系.匹配的难点是不同数据形式之间的关联问题,如图像由离散的特征点组成,而环境模型可能由线段等抽象特征构成.另外,匹配算法的执行效率往往取决于所构建的代价函数情况,这种代价函数通常构建在距离误差的基础上.解决关联问题的方法归纳为如下 3 方面:1) 基于路标特征的匹配方法,通常假设静态环境由球门或一些位置固定且容易识别的路标组成,因此可根据颜色、形状等直接确定观测特征与环境特征的对应关系;2) 基于地图构建的匹配方法,机器人用观测数据构建局部地图与全局地图进行匹配.若采用多边形几何地图,匹配可利用约束条件,采用空间变换方法将笛卡尔坐标系内的线段转化到其他空间与地图匹配;3) 构建可视场景的匹配方法,即机器人利用里

程计的位姿预测值将环境地图投影到图像上,产生当前位姿下的“可视”场景.可采用贝叶斯颜色模型来衡量观测图像和 CAD 地图投影的“可视”图像差异.也可在图像中沿垂直于地图投影曲线的切线方向搜索其对应的图像特征点.

## 4) 协作定位.

机器人协作物体定位的研究应注重通讯的实时性、机器人间时钟同步和空间参考系等问题.为保证数据传输和信息共享的实时性,机器人通讯系统多采用无线局域网形式.此外,还必须考虑给通讯数据分配时标或应用网络时钟同步协议来解决群体协作的同步问题.这样,数据融合才有实际的可行性.由于各机器人观测的即时情况不同,所以应根据传感器的测量精度对融合数据分配权值.当前融合研究方法多采用卡尔曼滤波等基于平稳随机过程的融合方法<sup>[38]</sup>,不能从根本上解决分布式系统在高度动态环境下的协作要求,是仅仅局限于数据统计分类意义下的融合技术,因此有必要进一步借鉴统计决策、神经网络、模糊推理等智能方法.

## 5.2 技术发展趋势(Technique development trends)

随着机器人视觉系统硬件性能的攀升和处理方法的不断丰富,基于视觉的定位技术将日臻成熟与完善.根据当前自主机器人视觉定位技术的研究状况,技术发展存在如下趋势:

### 1) 实时、精确以及稳定的视觉定位方法.

如何充分利用环境信息,合理构建传感器、地图模型以及高效执行匹配和定位算法,这对机器人视觉极具挑战意义.当前视觉定位技术往往对视觉数据简单处理后就令其参与定位任务,而有限的信息参与容易导致定位任务的失败.这显然有违于人对复杂动态环境的认知过程.因此在改善硬件设备的同时,研究工作可以考虑将并行处理技术、各种智能性算法应用于具体定位任务以期获得较好效果.

### 2) 综合应用多种定位技术.

目前,机器人大多采用单一的定位技术.而一种定位方法往往存在局限性.如卡尔曼定位局限性在于系统及测量噪声为高斯白噪声;蒙特卡洛方法也存在计算量较大等问题;各种用梯度优化算法解决自定位的手段,在求解位姿参数时又容易收敛到局部极小值.因此在完善单一自定位方法的同时,应该将各种技术的特点系统性地综合起来加以应用,取长补短.例如,将全局和局部定位方法所得的位姿估计通过加权修正;概率和非概率定位方法相结合,使机器人能够在不同条件下兼顾精确性和鲁棒性的

要求.

### 3) 基于团队信息共享的定位技术.

自主移动机器人足球比赛是分布式人工智能理论的发展平台.网络化的信息共享与群体协作势必会逐步弥补机器人单纯依靠自身对环境进行感知的模式.如何在当前数据融合理论上进一步发展分布式数据融合体系,并将其有效地应用到机器人的协作定位任务当中,这将是研究的一个热点.

### 4) 智能化定位技术.

从人工智能体的角度来看,机器人的视觉定位技术仅仅侧重于对某一具体问题的解决,仍然缺乏普遍适用的原理和方法.学习和借鉴人的认知过程和逻辑分析能力,为机器人完善其行为任务提供了最直接的案例,借此提升机器人的学习能力、对未知情况的适应能力及其更高层次的智能性反应的机制,这是未来的发展趋势.

## 6 结论(Conclusion)

RoboCup 足球机器人比赛的开展极大地促进了人工智能和机器人学等相关领域研究的发展.本文主要综述 RoboCup 中型组机器人足球比赛的视觉定位问题,总结了较为典型的移动机器人基于视觉的自定位方法和多机器人协作定位方法,并对当前视觉定位技术的研究重点和技术的发展趋势进行了讨论.应该指出,本文所讨论的移动机器人视觉定位技术不仅适用于 RoboCup 的比赛环境,同样能够被推广到室内环境下的机器人定位、导航以及多机器人协作等相关问题的研究中.

## 参考文献(References):

- [1] BASU A, LI X. *Computer Vision: Systems, Theory, and Applications* [M]. Singapore: World Scientific, 1993: 1 - 13.
- [2] MINORU A, HIROAKI K. The RoboCup challenge [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1999, 29(1): 3 - 12.
- [3] MARANDO F, PLAGGIO M. *Real time self localization using A single frontal camera* [EB/OL]. [http://www.laas.fr/~sirs2001/proceedings/34 - F. Marando. pdf](http://www.laas.fr/~sirs2001/proceedings/34-F.Marando.pdf), July, 20, 2001.
- [4] IOCCHI L, NARDI D. Hough Localization for mobile robots in polygonal environments [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2002, 40(1): 43 - 58.
- [5] STROUPE A, SIKORSKI K, BALCH T. Constraint-Based Landmark Localization [C]// *RoboCup 2002: Robot Soccer World Cup IV*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2002: 8 - 24.
- [6] STROUPE A, BALCH T. *Collaborative probabilistic constraint-based landmark localization* [EB/OL]. [http://www.ri.cmu.edu/pub-files/pub3/stroupe-ashley-2002-2/stroupe-ashley-2002-2. pdf](http://www.ri.cmu.edu/pub-files/pub3/stroupe-ashley-2002-2/stroupe-ashley-2002-2.pdf), May 14, 2000.
- [7] STROUPE A, MARTIN M C, BALCH T. Distributed sensor fusion for object position estimation by multi-robot systems [C]// *IEEE Int Conf on Robotics and Automation*. Washington, DC: IEEE Press, 2001: 1092 - 1098.
- [8] NETO G, COSTELHA H, LIMA P. Topological navigation in configuration space applied to soccer robots [C]// *RoboCup 2003: Robot Soccer World Cup VII*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2003: 551 - 558.
- [9] PLAGGE M, ZELL A. *Vision-based goalkeeper localization* [EB/OL]. <http://citeseer.ist.psu.edu/plagge00vision.html>, April 1, 2003.
- [10] ADORNI G, CAGNONI S. Landmark-based robot self-localization: a case study for the RoboCup goal-keeper [C]// *Int Conf on Information Intelligence and Systems*. Washington, DC: IEEE Press, 1999: 164 - 171.
- [11] DE JONG F, CAARLS J, BARTELD S R. A Two-Tiered Approach to Self-Localization [C]// *RoboCup 2001: Robot Soccer World Cup V*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2002: 405 - 410.
- [12] ADORNI G, CAGNONI S, STEFAN E, et al. Vision-based localization for mobile robots [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2001, 36(2/3): 103 - 119.
- [13] JI J, INDIVERI G, PLOEGER P. An omni-vision based self-localization method for soccer robot [C]// *IEEE Intelligent Vehicles Symposium*. Columbus: IEEE Press, 2003: 276 - 281.
- [14] ENDERLE S, RITTER M, FOX D. Vision-Based Localization in Robocup Environments [C]// *RoboCup 2000: Robot Soccer. World Cup IV*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2001: 291 - 296.
- [15] SCHMITT T, HANEK R, BEETZ M. Cooperative Probabilistic State Estimation for Vision-Based Autonomous Mobile Robots [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2002, 18(5): 670 - 684.
- [16] PLAGGE M, GÜNTHER R, IHLENBURG J, et al. The Attempto RoboCup Robot Team [C]// *RoboCup-99: Robot Soccer World Cup III*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2000: 424 - 433.
- [17] MOTOMURA A, MATSUOKA T, HASEGAWA T. Self-localization method using two landmarks and dead reckoning for autonomous mobile soccer robots [C]// *RoboCup 2003: Robot Soccer World Cup VII*. Heidelberg: Springer-Verlag, 2003: 526 - 533.
- [18] BARTELD S R. *Real time vision based self localization* [D]. Delft: Delft University of Technology, 2002.
- [19] PINHEIRO P, LIMA P. *Bayesian sensor fusion for cooperative object localization and world modeling* [EB/OL]. [http://islab.isr.ist.ul.pt/papers/PinheiroLimalIAS8 - f - inal. Pdf](http://islab.isr.ist.ul.pt/papers/PinheiroLimalIAS8-f-final.Pdf), October 14, 2004.
- [20] MENEGATTI E, SCARPA A, MASSARIN D. *Omnidirectional distributed vision system for a team of heterogeneous robots* [EB/OL]. <http://www.cse.wustl.edu/~pless/omnivis2003/final.html>, February 28, 2003.
- [21] WEIGEL T, STEFFEN J. CS Freiburg: coordinating robots for successful soccer playing [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2002, 18(5): 685 - 699.
- [22] BORENSTEIN J, EVERETT H R. *Navigating Mobile Robots: Systems and Techniques* [M]. Wellesley: Peters, A K Ltd, 1996.
- [23] GUILHERME N, DESOUZA. Vision for mobile robot navigation: a

- survey [J]. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(2): 237 - 267.
- [24] 赵翊捷, 陈卫东. 基于地图的移动机器人定位技术新进展[J]. 上海交通大学学报, 2002, 36(10): 1435 - 1447.  
(ZHAO Yijie, CHEN Weidong. State of the art in map based localization of mobile robot [J]. *J of Shanghai Jiao Tong University*, 2002, 6(10): 1435 - 1447.)
- [25] MURASE H, NAYARS K. Visual learning and recognition of 3-d objects from appearance [J]. *Int J of Computer Vision*, 1995, 14(1): 5 - 24.
- [26] ANTONIO, MUNOZ J. Two-dimensional landmark-based position estimation from a single image [C]// *Proc 1998 IEEE Int Conf on Robotics & Automation*. Belgium: IEEE Press, 1998: 3709 - 3714.
- [27] FOX D, BURGARD W. *Monte Carlo localization: Efficient Position Estimation for Mobile Robots* [C]// *AAAI/IAAI*. Orlando: AAAI Press/The MIT Press, 1999: 343 - 349.
- [28] FOX D. *Markov localization: A probabilistic framework for mobile robot localization and navigation* [D]. Bonn: University of Bonn, 1998.
- [29] FOX D, BURGARD W. Active markov localization for mobile robots [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 25(3/4): 195 - 207.
- [30] DUDA R O, HART P E. Use of the Hough transform to detect lines and curves in pictures [J]. *Communications of the Association Computing Machinery*, 1972, 15(1): 11 - 15.
- [31] 陈卫东, 席裕庚, 顾冬雷, 等. 一个面向复杂任务的多机器人分布式协调系统 [J]. 控制理论与应用, 2002, 19(4): 505 - 510.  
(CHEN Weidong, XI Yugeng, GU Donglei, et al. Complex task oriented multi-robot distributed coordination system [J]. *Control Theory & Applications*, 2002, 19(4): 505 - 510.)
- [32] 谈大龙, 黄闪, 李淑华. 分布自主协作式多机器人系统研究 [J]. 机器人, 1996, 18(6): 338 - 343.  
(TAN Dalong, HUANG Shan, LI Shuhua. The research of multi-robot system for distribution, autonomy and cooperation [J]. *Robot*, 1996, 18(6): 338 - 343.)
- [33] PEDRO L, ANDREA B. Omni-directional catadioptric vision for soccer robots [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2001, 36(2/3): 87 - 102.
- [34] DURRANT-WHYTE HUGH F. Uncertain Geometry in Robotics [J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1988, 4(1): 23 - 31.
- [35] BRUCE J, BALCH T, MANUELA M. Fast and inexpensive color image segmentation for interactive robots [C]// *Proc of 2000 IEEE/RSJ Int Conf on IROS'00*. Takamatsu: IEEE Press, 2000: 2061 - 2066.
- [36] 汤思维, 陈卫东, 曹其新. 移动机器人多目标彩色实验视觉跟踪系统 [J]. 机器人, 2003, 25(1): 10 - 14.  
(TANG Siwei, CHEN Weidong, CAO Qixin. Multi-object color tracking vision system for autonomous robot [J]. *Robot*, 2003, 25(1): 10 - 14.)
- [37] KÄLVIAINEN H, HIRVONEN P, XU L, et al. Probabilistic and non-probabilistic Hough transforms: overview and comparisons [J]. *Image and Vision Computing*, 1995, 13(4): 239 - 252.
- [38] 王军, 苏剑波, 席裕庚. 多传感器集成与融合概述 [J]. 机器人, 2001, 23(2): 183 - 192.  
(WANG Jun, SU Jianbo, XI Yugeng. Overview of multisensor integration and fusion [J]. *Robot*, 2001, 23(2): 183 - 192.)

#### 作者简介:

王珂 (1979—), 男, 大连理工大学博士研究生, 主要研究方向为机器人视觉技术、移动机器人的定位和导航等等, E-mail: qingshang00@163.com;

庄严 (1975—), 男, 大连理工大学博士, 主要研究方向为移动机器人定位、地图构建及导航等, E-mail: aaronzhuang@163.com;

王伟 (1955—), 男, 教授, 博士生导师, 研究领域包括预测控制、智能控制、机器人控制技术等, E-mail: wangwei@dlut.edu.cn;

潘学军 (1966—), 男, 博士, 副教授, 研究领域包括机器人控制技术、复杂工业过程的建模、优化与控制, E-mail: panxj@dlut.edu.cn.