

基于视觉的同时定位与地图构建方法综述

何俊学, 李战明

(兰州理工大学 电信学院, 兰州 730050)

摘要: 基于视觉的自主导航与路径规划是移动机器人研究的关键技术,对基于视觉的计算机导航与同时定位及地图构建(SLAM)方法近三十年的发展进行了总结和展望。将视觉导航分为室内导航和室外导航,并详细阐述了每一种子类型的特点和方法。对于室内视觉导航,列举了经典导航模型和技术方法,探讨了解决 SLAM 问题的最新进展:HTM-SLAM 算法和基于特征的算法;对室外视觉导航,阐述了国际国内目前的研究动态。

关键词: 计算机视觉; 图像处理; 导航; 同时定位与地图构建; 综述

中图分类号: TP242 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2010)08-2839-06

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.08.007

Survey of vision-based approach to simultaneous localization and mapping

HE Jun-xue, LI Zhan-ming

(College of Electrical & Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: Vision-based autonomous navigation and path planning is a key technology for mobile robot research. This paper surveyed the developments of the decades in the area of vision-based navigation and simultaneous localization and mapping (SLAM) for mobile robot. Expatiated the feature and approach to per environment category. For indoor navigation, made an enumeration consist of several approach and typical model of environment. Probed into the latest works on SLAM: HTM-SLAM and feature-based algorithm. For the outdoor visual navigation, summarizes the achievements obtained by many countries and institutes.

Key words: computer vision; image process; navigation; SLAM; survey

0 引言

自主移动机器人导航技术是智能机器人领域的一个重要研究方向,其中视觉导航方式具有信息量大、灵活性高、成本低等优点,这是其他传感器导航方式所无法比拟的,目前成为自主移动机器人的关键技术和研究热点。2002年,DeSouza等人^[1]对过去二十年基于视觉的移动机器人导航技术发展作了总结和展望,他们认为在计算机视觉领域,人们已经取得了很大的研究成果。可以预言,在不久的将来,将会有面向任务和特定环境的移动机器人,应能看到配备视觉的机器人,用于为病人提供服务、建筑安全、危险现场检查等。移动机器人由于具有发达的视觉系统,从而能够在导航、与人的交互、与环境的交互方面更加智能化。

在自主移动机器人移动过程中,需要完成避障、导航、定位、路径规划等一系列操作过程,传统的同时定位与地图构建方法通常需要为机器人配备各种距离传感器,常见的配置有激光雷达,如 SICK LMS200、声纳等。自主移动机器人导航技术是智能机器人领域的一个重要研究方向,利用立体视觉获得周围环境的深度距离信息,并完成同时定位与地图构建,这种基于视觉的导航方式具有信息量大、灵活性高、成本低等优点,这是其他传感器导航方式所无法比拟的,目前成为自主移动机器人的关键技术和研究热点。

利用立体视觉产生距离信息,具有其他测距法无法比拟的一个优点,即可以在不同的高度检测障碍物,激光测距仪返回的距离信息位于一个固定高度的 2D 平面上,利用立体视觉,机器人可以忽略高度信息识别最近的障碍物。例如,使用激光测距仪的机器人在一个平面上发现了桌子的四条腿,它仅在地图上标记桌腿的占据位置,这可能导致机器人试图从桌子下面穿过,而这本应该是回避的。立体视觉方法可以检测整张桌子,避免碰撞。

以立体视觉为基础的视觉导航的主要功能是对各种道路场景进行快速识别和理解,从而确定移动机器人的可行驶道路区域,而视觉导航技术的关键是障碍物的快速检测与识别。路径规划则根据视觉处理获得的信息,在可行区域内规划出机器人一条安全、高效的路径。陆地自主车的行驶过程即立体视觉获取前方的路面环境信息,然后通过智能控制技术使移动机器人沿规划的路径行走。地面环境基本可以分为室内和室外两类,这两类环境非常不同,室内环境相对狭窄,光照、景物等外部环境相对恒定;室外环境一般比较开阔,光照、景物等外部环境随时间、天气、季节、地理位置等变化比较大。

1 室内导航

室内导航是移动机器人在类似室内环境中的导航,位移较短、光线亮度低,环境物体多为刚体。许多早期的移动机器人

收稿日期: 2010-01-17; 修回日期: 2010-03-09

作者简介: 何俊学(1972-),男,工程师,博士研究生,主要研究方向为智能信息处理与模式识别、计算机视觉、三维重建(junxue.he@163.com);李战明(1962-),男,教授,博导,主要研究方向为计算机控制系统的理论与工程、智能信息处理与模式识别。

视觉导航系统依赖于空间几何信息以及其他度量信息,用于驱动视觉进程和执行自定位。早期的一些系统采用各种复杂的 CAD 模型,近期的研究出现了较为简单的可替代模型,如占位地图(occupancy maps)、拓扑地图(topological maps),甚至图像序列(sequences of images)。当使用图像序列表现空间时,在导航过程中捕获的图像被用于各种基于外观的匹配过程,匹配感知图像和期望图像(保存在数据库中一幅或多幅目标图像)。室内视觉导航策略可以分为如下三类:a)基于地图的导航,系统依赖于人工方式建立环境的几何模型或者拓扑地图;b)同时定位与地图构建,系统利用传感器创建它们自己的几何或拓扑环境模型,并利用这些模型导航;c)无地图导航,系统的导航不使用地图,而是借助于在环境中发现并识别物体或基于目测跟踪这些物体。

1.1 基于地图的导航

基于地图的导航需要向机器人提供环境模型,这些模型可能包含不同的详细程度和复杂性,从完全的 CAD 环境模型到一个与环境元素实现互相联络和相互关系的简单图表。在一些早期的视觉系统中,环境知识由栅格表示,在栅格中,保存着环境中的每个物体到地平面上的 2D 投影信息,这样的表示法常被称为占据地图(occupancy map),最早见于文献[2],随后,许多学者对之进行不同扩展。

由于在基于地图的导航中,其中心思想是直接或间接地向机器人提供一系列路标信息,期望在其导航时发现。视觉系统的任务是在图像中搜索并标志路标。一旦路标被标志,通过匹配观测图像和期望图像(路标信息保存在数据库中),机器人可以借助地图估计自己的位置(自定位)。基于视觉的定位过程分为如下四个步骤^[3]:

a) 获取传感器数据,即视频图像。

b) 检测路标。这一步通常涉及较多的图像处理算法,如在不同灰度、色彩、深度和运动背景下进行边缘检测和提取、平滑、滤波、区域分割。

c) 在观测图像和期望图像之间建立匹配,搜索路标数据库,根据测量标准标志路标。

d) 计算位置。一旦有一个或者多个匹配,系统根据数据库中路标的位置进行自定位。

在基于视觉的定位过程中,有三种定位方法,即绝对定位、增量定位和路标跟踪定位。在绝对定位中,机器人的初始姿态未知,导航系统必须在观测数据和数据库中的期望数据之间构建一个匹配,由于观测数据的不确定,同一观测集合可能匹配多个期望数据。定位系统中这种结果的不确定可以通过多种方法加以解决,如 Markov 定位^[4]、部分可观 Markov 过程^[5]、Monte Carlo 定位^[6]、Gaussian 多重假设 Kalman 滤波^[7]等。

增量定位与完全定位不同,假设机器人的初始位置近似已知,视觉系统的目标是计算精确定位坐标。一类方法是使用空间的几何表示,由于机器人的初始位置至少知道近似值,在这种情况下,定位算法必须在机器人执行移动指令时,简单地跟踪其随机点,当随机点超过了一个极限值,则利用传感器调整它的位姿。大体上,在表示和更新移动机器人位置的随机点的众多方法中,概率方法逐渐成为首选。一个利用增量定位的典型例子是 Finale 系统^[8]。另一类完全不同的增量定位方法主

要是环境空间的拓扑表示,如在 Neuro-Nav 及其扩展版本 Fuzzy Nav 机器人^[9]中,一张拓扑地图表示了走廊的布局,机器人可以借助它驱动视觉进程。模糊监控器是 Fuzzy-Nav 的模糊专家系统^[10],它接收所有神经网络的输出并作出决策。为了完成监控与决策功能,Fuzzy-Nav 的模糊监控器使用了三个模糊语言变量共 16 个模糊词汇,如表 1 所示。

表 1 Fuzzy-Nav 使用的语言变量及模糊词汇

变量名	值	含义/m	变量名	值	含义/deg
distance-to-junction	close	0.5 ~ 2.5	left - 40	- 45 ~ - 35	
	near	1.5 ~ 5.0	left - 30	- 40 ~ - 15	
	far	4.0 ~ 8.0	left - 20	- 25 ~ - 5	
distance-to-travel	very short	0.3 ~ 0.9	left - 10	- 15 ~ 0	
	short	0.6 ~ 1.8	turn-angle	zero	- 5 ~ 5
	medium	1.2 ~ 2.7	right - 10	0 ~ 15	
	long	2.2 ~ 3.6	right - 20	5 ~ 25	
			right - 30	15 ~ 40	
			right - 40	35 ~ 45	

当机器人的大概位置已知并且在视频图像中出现的路标已被标志并跟踪,在这种情形下,机器人可以通过路标跟踪进行定位。路标可以是人工安置的^[11],也可以是自然路标,如门、窗户等。

1.2 同时定位与地图创建

以上所述的视觉导航方法都需要为机器人配备地图或者环境模型,但模型表述并不容易生成。因此,许多研究者设计出自动或半自动的机器人,可以探索所处的环境并创建其内部表示。这种表示法可以分为几何地图、拓扑地图、几何—拓扑混合地图三类。

同时定位与地图构建(simultaneous localization and mapping, SLAM)问题可以描述为:移动机器人在自身位置不确定和未知环境中运动时逐步构建周围环境的地图,同时运用此地图对机器人位置和姿态进行估计,进行自主定位和导航。研究 SLAM 问题是为了解决当前在缺乏精确全局定位传感器的情况下,依赖于机载传感器(如里程计、视觉、超声及激光等)来解决机器人定位的问题,这样的定位系统可以满足在未知环境中移动机器人导航的要求。

SLAM 技术最早由 Smith 等人^[12,13]于 1986 年提出。机器人在未知环境中从一个未知位置开始移动,在移动过程中根据位置估计和传感器数据进行自身定位,同时创建增量式地图。SLAM 算法涉及统计理论,包括 Kalman 滤波、粒子滤波(或 Monte Carlo 方法)以及距离数据的扫描匹配。SLAM 并不完善,但已开始广泛应用,如无人航空器、水下自主车、行星漫游机器人等领域,近来已进入家用机器人领域。

SLAM 通常指创建所处环境精确的几何地图的过程,拓扑地图是另一种环境模型表示法,主要用于探寻环境元素之间的相互链接关系,而不是创建精确的几何地图,所以创建拓扑地图的算法并不称为 SLAM。SLAM 可以利用多种不同的传感器获取环境数据,用于创建地图,如激光测距仪、超声波传感器和摄像机等。

典型的几何表示法有路标地图^[11,14,15]、占据网格^[12,13,16,17]和距离扫描^[18]。占据网格(occupancy grid,又称信度网格)是 Moravec 和 Elfes 在 1985 年提出的一种数据结构,用于收集来自超声波传感器的数据。占据网格中的每一个单元格包含一

个表示该单元格被占据的置信概率值。这种表示方法考虑了传感器数据的不确定性,可直接用于机器人路径规划、导航、避障等方面。采用这种表示方法,Moravec 等人^[2]使用多分辨率匹配方法求解位姿估计,但计算量较大,而且结果不可靠。

几何表示中个别系统采用非概率方法创建几何地图,大多数系统利用概率类方法表示机器人位姿和地图,如利用 Bayesian 滤波估计概率分布^[14]。几何方法最困难的问题是数据关联(即建立观测数据和地图数据的对应)^[19],由于使用 RBPF (Rao-blackwellized particle filter)^[20~22]需要大容量存储空间并且算法效率低下,尚不能完全解决 SLAM 问题。RBPF 的一个关键问题是如何减少粒子数量。针对 RBPF 的缺点,有不少学者提出了改进算法,Grisetti 等人提出了一种优化算法^[23,24],能够减少粒子数量,既考虑了机器人运动又考虑了最近观测值,能够较为精确地计算出建议分布(proposal distribution),从而很大程度上减少了滤波器预测步骤中机器人位姿的不确定性。另一类可替代的不同的地图创建方法是空间的拓扑表示,这些表示一般有局部度量信息,用于地图创建后的节点识别和导航决策。拓扑方法的主要难点之一是节点识别。相对几何法而言,拓扑法只需要少得多的存储空间,可以较好地集成复杂任务的符号规划^[25,26],但是拓扑法不适合用于解决 SLAM 问题。

在后来的研究中,Thrun 提出了一种集成方法^[27],结合了占据网格和拓扑法的优点,系统首先利用神经网络和 Bayesian 网学习基于网格的表示,然后再将环境空间的网格表示转换为拓扑表示。后来人们广泛采用几何—拓扑混合环境模型解决 SLAM 问题。

HMT-SLAM (hybrid metrical-topological SLAM)^[28~30]即指几何—拓扑混合环境模型,是使用几何和拓扑两种描述方式对移动机器人工作环境的一种抽象表述。几何表述是使用线段及线段的组合以及多边形等几何元素来描述环境中的各种静态物体;拓扑是指从严格测量中抽象出来的各种对象之间的关系,因此拓扑表述实际上是一种经过抽象的环境关系,其包括由环境特征所确定的拓扑节点和用于表示节点间连接路径的拓扑边^[27,31,32]。在几何—拓扑混合模型中,拓扑节点包含了局部几何信息^[28,29,33,34]。近来需要关注的研究是 Montemerlo 等人发展的 FastSLAM 算法^[22],2003 年,Haehnel 等人利用激光测距仪扫描距离数据,提出了一种高效的 FastSLAM 算法^[35,36]。

2003 年,Arras 等人^[37~40]采用基于特征的地图构建方法构建随机地图用于解决 SLAM 问题。Arras^[39]采用的方法是基于 Kalman 滤波器和最近邻(nearest neighbor)匹配策略的随机地图创建方法。下面是 Arras 采用的算法步骤^[37]:

- a) 数据采集,初始化系统,从传感器采集距离数据。
- b) 状态预测,预测机器人状态,返回新位姿、协方差矩阵,预测地图。
- c) 观测,从原始测量数据中提取特征,返回局部地图 L 。
- d) 测量预测,预测机器人当前位姿的全局地图 G 。
- e) 匹配,应用最近邻滤波器匹配局部地图 L 中的观测点和预测点。
- f) 估计,使用 EKF 滤波器更新地图。
- g) 集成新的观测点,将非关联观测点加入地图,返回增量式地图。
- h) 输出地图。

图 1、2 是采用基于特征的地图构建方法生成的原始数据图和全局地图。实验平台为配有立体视觉系统的机器人。

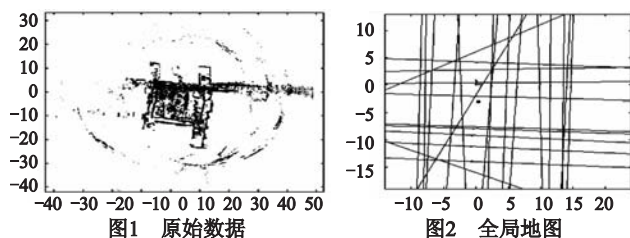


图1 原始数据

图2 全局地图

视觉信息处理的计算复杂度和处理效率依然是制约机器人视觉性能的重要因素,SLAM 算法常常在地图密度与计算效率之间取得权衡,Martinez 等人^[41]利用平面特征点在地图中引入参数化的高阶结构,在没有增加计算复杂度的前提下有效地增加了地图密度和全局信息。

1.3 无地图导航

在这类系统中,机器人不需要任何环境模型和地图,机器人的活动取决于观测和提取环境元素的相对信息,这些环境元素可能是墙、桌子和门口等,不需要知道这些环境元素的绝对位置。典型算法有基于光流的导航^[42]、基于外观的导航^[43]、基于行为的导航和目标识别的导航^[44]。

a) 基于外观的方法实现机器人的无地图导航,机器人通过记住周围环境进行自主导航。机器人在导航时,存储环境图像或模板,并将这些图像与控制指令相联系,借此到达目的地。

b) 基于光流法的导航。光流是空间运动物体在观测成像面上的像素运动的瞬时速度。光流的研究是利用图像序列中的像素强度数据的时域变化和相关性来确定各自像素位置的运动,即研究图像灰度在时间上的变化与景象中物体结构及其运动的关系。将二维图像平面特定坐标点上的灰度瞬时变化率定义为光流矢量。光流场(optical flow field)是指图像灰度模式的表现运动,它是一个二维矢量场,它包含的信息即是各像点的瞬时运动速度矢量信息。研究光流场的目的就是为从序列图像中近似计算不能直接得到的运动场。当人的眼睛观察运动物体时,物体的景象在人眼的视网膜上形成一系列连续变化的图像,这一系列连续变化的信息不断“流过”视网膜(即图像平面),好像一种光的“流”,故称之为光流。光流表达了图像的变化,由于它包含了目标运动的信息,可被观察者用来确定目标的运动情况。人们基于不同的理论基础提出各种光流计算方法,算法性能各有不同。光流法的典型算法见文献[45],光流法仍然存在着一些技术难点,光流计算依赖于物体纹理,如当机器人步入缺乏墙壁纹理足够信息的走廊时,就会出现导航困难的情况。

c) 目标识别的导航。在大多数情况,机器人只能得到少量的图像用来达到目标或是跟踪目标。Kim 等人^[46,47]提出了另一种方法,用符号导航方法取代了外观方法中的位置记忆。该方法中,机器人执行命令如“去门边”“去你面前的桌子边”等,通过包含符号信息的命令,机器人需要识别并建立路标,借此到达终点。例如“去你面前的桌子边”,这样的命令告诉机器人,路标是桌子、路径向前。目标识别的导航难点在于目标的准确实时识别。一个理想的物体识别系统应做到^[48]:(a) 识别许多不同的物体。要识别大量物体,需要知道如何将

它们组织到一个数据结构中去,这种结构在给定图像数据时要容易搜索,尤其是需要知道用什么度量来区分物体,而不是区分物体的个别范例(一只猫可能是有条纹的,而另一只可能是灰的,但它们都是猫)。(b)在各种不同背景下识别出物体。这也是很困难的,理想情况是一个合适的物体表达式有助于将图像组织成片断,而这些片段来自于物体的种类(而不是针对具体的样本)与物体无关的。(c)在一个适当的抽象层次上识别物体。人们并不需要在看到一个具体的椅子之前知道它是一个椅子,理想的情况是程序能够把豹与猎豹当做有斑点的猫,然后再对它们加以区分。在什么程度上进行抽象是一种合适的层次结构,这一点仍是一个未知数。至少这种话题的一部分是与识别许多不同的物体联系在一起的。

通常认为与上述要求相比,目前的识别策略的性能是很差的,这并不是它们很差,而是因为问题很困难。

2 室外导航

室外环境光照条件复杂,亮度变化剧烈,移动距离长,环境元素多样。与室内导航类似,室外视觉导航同样需要执行多种算法来进行定位和导航,如避障、路标检测、地图创建或更新、位姿估计等。室外视觉导航可分为结构化环境中(如高速公路)的导航和非结构化环境中的导航(如城市环境)。图 3 显示了来自 Carnegie Mellon 大学的拥有先进视觉系统的不同用途机器人。



(a) CTA 自主车 (b) 自动刈草机 (c) 自主直升机 (d) 自动材料运输机
图 3 视觉导航的机器人

2.1 室外结构化环境导航

在结构化环境中的室外导航目前成为国际上的研究热点。典型系统是自主陆地车辆 (autonomous land vehicle, ALV)。ALV 的研究迄今为止已有二十多年的历史,美国国防部已举办数届自主车大挑战 (grand challenge) 比赛活动,在 2005 的比赛中共有五支队伍顺利到达终点;德国军方于 2006 年在德国也组织了类似的比赛 ELROB (European land-robot trial),穿越 240 km 的沙漠,共有来自五个国家的 20 支队伍参赛;我国在“八五”“九五”“十五”国防重点预研中也一直资助无人车辆方面的研究工作。国际上的自主车研究已有多年的发展历史,日本早在 1977 年就开始了自主车的研究,意大利的 ARGO 项目和欧盟的 EUREKA 项目也取得了很大成就。类似项目还有:

a) 德国联邦国防军大学的 VaMP 和 VITA-2 项目。1995 年,自治车 Mercedes-Benz 进行了从 Munich 到 Copenhagen 的 2 000 km 实验,主动计算机视觉技术被用于识别快速变化的道路和障碍物,其中无人干预的自动驾驶速度超过了 158 km/h^[49]。

b) 美国 Carnegie Mellon 大学的 NAVLAB 系统。该系统使用 RALPH 视觉系统进行导航,于 1995 年 6 月进行了横穿美国的实验,全程 4 587 km,全程平均时速为 102.72 km/h^[50]。

c) 清华大学的 THMR-V 自主车。这是我国第一辆智能车,于 2003 年 3 月在公路上进行了视觉导航实验,车道线自动

跟踪平均速度为 100 km/h,最高时速达 150 km/h^[51]。

d) 国防科学技术大学研制的 CITAVT-IV 自主车。采用视觉系统进行导航,于 2003 年 6 月在湖南长沙进行高速公路实验,自动驾驶最高时速 130 km/h^[52]。

近年来,国内其他一些高等院校和研究机构也开展了类似的研究,取得了很大的进展,如西安交通大学的 Spingrobot 智能车、国家 ITS 中心的新疆扫雪车、中国科学院自动化研究所等。这些针对高速公路的系统大都以视觉导航为主并辅以其他传感器,获得了很大的成功。随着 IT 技术的不断发展,早期一直困扰研究者的硬件处理速度问题已经基本得到解决,即算法的实时性基本能够满足。但是,视觉系统在实际演示中仍存在一定的可靠性和鲁棒性问题,例如目前系统只能达到 95% 左右的正确率^[53],产生该问题的一个主要原因是室外环境光照复杂,现有的视觉传感器无法适应环境光照的剧烈变化。

2.2 室外非结构化环境导航

室外非结构化环境地形较为复杂,如火星、月球表面、城市环境等。在城市环境中,代表性研究项目包括 CarSense 项目、欧盟第五框架的 CyberCars 和 CyberMove 项目、第六框架的 CyberCars-2 项目等。Frog 公司于 1997 年底在荷兰阿姆斯特丹国际机场,实现了世界上第一套无人载客系统,即 ParkShuttle 系统;欧洲 Yamaha 公司在 2002 年荷兰园艺博览会上使用 25 辆 CyberCab 车接送游客,6 个月时间内运输了 30 万人次。此外,日本、法国、瑞士、葡萄牙等国也已存在了类似的应用或演示系统。2007 年的美国 DARPA 大挑战采用城市环境, Carnegie Mellon 大学的自主车以 22.53 km/h 的速度获得了冠军。代表了目前的最新发展水平。

我国少数高校也已经开始了这方面的研究,并取得了初步成果,如上海交通大学和吉林大学分别研制出第一代样车^[53]。

3 结束语

经过近三十年的发展,计算机视觉导航技术取得了巨大进展。室内导航方面,二十年前机器人借助视觉几乎无法在混乱的室内环境中移动,但现在可以有多种方法从一个坐标走到另一个坐标。在室外导航领域,20 世纪 90 年代中期的 Mars PathFinder 机器人可以借助视觉在火星表面漫游,而现在的技术比此更加先进,在 2005 的 DARPA 大挑战中,ALV 的最大速度达到了 212 km/h。一些移动系统为了更加准确地定位和导航,提高反应速度、扩展系统功能,除了视觉传感器以外,还配有多种传感器,为视觉系统提供精确数据,如超声波传感器^[54]、激光雷达^[55,56]、惯性导航仪、GPS、数字罗盘、角度传感器、加速度计等。室外环境下由于光照条件复杂,现有的视觉传感器尚不能准确地采集视频信息。视觉导航在心理学方面的研究也取得了一定成果^[57]。在以后的发展中,基于目标识别的视觉导航由于能够实现类人眼功能,不仅能够收集导航信息,更能收集周围物体的各种信息,因而将会成为未来的发展趋势。

参考文献:

- [1] DeSOUZA G N, KAK A C. Vision for mobile robot navigation: a survey[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(2):237-267.

- [2] MORAVEC H P, ELFES A. High resolution maps from wide angle sonar[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 1985:116-121.
- [3] BORENSTEIN J, EVERETT H R, FENG L. Navigating mobile robots: systems and techniques[M]. Wellesley: A K Peters Led, 1996.
- [4] THRUN S. Probabilistic algorithms in robotics, CMU-CS-00-126[R]. Pittsburgh: Carnegie Mellon University, 2000.
- [5] SIMMONS R, KOENIG S. Probabilistic robot navigation in partially observable environments[C]//Proc of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1995:1080-1087.
- [6] DELLAERT F, FOX D, BURGARD W, *et al.* Monte Carlo localization for mobile robots[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 1999:1322-1328.
- [7] COX I J. Modeling a dynamic environment using a Bayesian multiple hypothesis approach[J]. *Artificial Intelligence*, 1994, 66(2):311-344.
- [8] KOSAKA A, KAK A C. Fast vision-guided mobile robot navigation using model-based reasoning and prediction of uncertainties[J]. *CV-GIP: Image Understanding*, 1992, 56(3):271-329.
- [9] PAN J, PACK D J, KAK A C. Fuzzy-Nav: a vision-based robot navigation architecture using fuzzy inference for uncertainty reasoning[C]//Proc of IEEE World Congress on Neural Networks. 1995:602-607.
- [10] SAFFIOTTI A. The uses of fuzzy logic in autonomous robot navigation: a catalogue raisonné[J]. *Journal of Soft Computing Research*, 1997, 1(4):180-197.
- [11] KABUKA M R, ARENAS A E. Position verification of a mobile robot using standard pattern[J]. *IEEE Journal of Robotics and Automation*, 1987, 3(6):505-516.
- [12] SMITH R C, SELF M, CHEESEMAN P. Estimating uncertain spatial relationships in robotics[C]//Proc of the 2nd Annual Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. New York: ACM, 1986:435-461.
- [13] SMITH R C, CHEESEMAN P. On the representation and estimation of spatial uncertainty[J]. *International Journal of Robotics Research*, 1986, 5(4):56-68.
- [14] DISSANAYAKE M, NEWMAN P, CLARK S, *et al.* A solution to the simultaneous localization and map building (SLAM) problem[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(3):229-241.
- [15] TARDOS J, NEIRA J, NEWMAN P, *et al.* Robust mapping and localization in indoor environments using sonar data[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2002, 21(4):311-330.
- [16] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2007, 23(2):34-46.
- [17] ELFES A. Using occupancy grids for mobile robot perception and navigation[J]. *Computer*, 1989, 22(6):46-57.
- [18] GUTMANN J, KONOLIGE K. Incremental mapping of large cyclic environments[C]//Proc of IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. 1999:318-325.
- [19] NEIRA J, TARDOS J. Data association in stochastic mapping using the joint compatibility test[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(6):890-897.
- [20] MURPHY K. Bayesian map learning in dynamic environments[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. Cambridge: MIT Press, 1999:1015-1021.
- [21] DOUCET A, De FREITAS N, MURPHY B, *et al.* Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks[C]//Proc of the 16th Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence. San Francisco: Morgan Kaufmann, 2000:176-183.
- [22] MONTEMERLO M, THRUN S, KOLLER D, *et al.* FastSLAM 2.0: an improved particle filtering algorithm for simultaneous localization and mapping that provably converges[C]//Proc of the 6th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Menlo Park: AAAI Press, 2003:1151-1156.
- [23] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improving grid-based SLAM with Rao-Blackwellized particle filters by adaptive proposals and selective resampling[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2005.
- [24] GRISETTI G, STACHNISS C, BURGARD W. Improved techniques for grid mapping with Rao-Blackwellized particle filters[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2006, 23(1):34-46.
- [25] CHOSET H, NAGATANI K. Topological simultaneous localization and mapping (SLAM): toward exact localization without explicit localization[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 2001, 17(2):125-137.
- [26] SAVELLI F, KUIPERS B. Loop-closing and planarity in topological map-building[C]//Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2004:1511-1517.
- [27] THRUN S. Learning metric-topological maps for indoor mobile robot navigation[J]. *Artificial Intelligence*, 1998, 99(1):21-71.
- [28] TOMATIS N, NOURBAKHSI I, SIEGWART R. Hybrid simultaneous localization and map building: a natural integration of topological and metric[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, 44(1):3-14.
- [29] KOUZOUBOV K, AUSTIN D. Hybrid topological/metric approach to SLAM[C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2004:872-877.
- [30] BLANCO J L. The mobile robot programming toolkit (MRPT)[EB/OL]. <http://mrpt.sourceforge.net/>.
- [31] WANG Ke, WANG Wei, ZHUANG Yan, *et al.* Omnidirectional vision-based self-localization by using large-scale metric-topological 3D map[J]. *ACTA Automatica Sinica*, 2008, 34(11):1369-1378.
- [32] ZHAN Qiang, WU Jia. Monocular vision-based navigation algorithm for mobile robots in unknown environments[J]. *Journal of Beijing University of Aeronautics & Astronautics*, 2008, 34(6):613-617.
- [33] BOSSE M, NEWMAN P, LEONARD J, *et al.* Simultaneous localization and map building in large-scale cyclic environments using the atlas framework[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2004, 23(12):1113-1139.
- [34] ESTRADA C, NEIRA J, TARDOS J. Hierarchical SLAM: real-time accurate mapping of large environments[J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2005, 21(4):588-596.
- [35] HAEHNEL D, FOX D, BURGARD W, *et al.* A highly efficient fast SLAM algorithm for generating cyclic maps of large-scale environments from raw laser range measurements[C]//Proc of Conference on Intelligent Robots and Systems. 2003:206-211.

- [36] HERTZBERG C. A framework for sparse, non-linear least squares problems on manifolds [D]. Bremen, Germany: University of Bremen, 2008.
- [37] ARRAS K. The CAS robot navigation toolbox [EB/OL]. (2004-02). <http://www.cas.kth.se/toolbox/>.
- [38] ARRAS K O, GRZONKA S, LUBER G M, *et al.* An efficient people tracking in laser range data using a multi-hypothesis leg-tracker with adaptive occlusion probabilities [C]//Proc of IEEE International Conference on Robotics and Automation. 2008.
- [39] ARRAS K O. Feature-based robot navigation in known and unknown environments [D]. Lausanne; Swiss Federal Institute of Technology Lausanne, 2003.
- [40] ZHANG Sen, XIE Li-hua, ADAMS M D. An efficient data association approach to simultaneous localization and map building [J]. *International Journal of Robotics Research*, 2004, 24(1): 1493-1498.
- [41] MARTINEZ J, CALWAY A. Efficiently increasing map density in visual SLAM using planar features with adaptive measurement [C]//Proc of British Machine Vision Conference. 2009.
- [42] JIE Ming, HUANG Xian-lin, LU Hong-qian. Autonomous navigation method of lunar lander using multi-scale optical flow [J]. *Chinese Journal of Sensors and Actuators*, 2007, 20(11): 2508-2512.
- [43] CHEN Chu-song, HSIEH W T, CHEN J H. Panoramic appearance-based recognition of video contents using matching graphs [J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 2004, 34(1): 179-199.
- [44] BRAJE W L, LEGGE G E, KERSTEN D. Invariant recognition of natural objects in the presence of shadows [J]. *Perception*, 2000, 29(4): 383-398.
- [45] SANTOS-VICTOR J, SANDINI G, CUROTTO F, *et al.* Divergent stereo for robot navigation; learning from bees [C]//Proc of IEEE CS Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1993: 434-439.
- [46] KIM D, NEVATIA R. Symbolic navigation with a generic map [C]//Proc of IEEE Workshop on Vision for Robots. 1995: 136-145.
- [47] KIM D, NEVATIA R. Recognition and localization of generic objects for indoor navigation using functionality [J]. *Image and Vision Computing*, 1998, 16(11): 729-743.
- [48] FORSYTH D A, PONCE J. Computer vision: a modern approach [M]. New Jersey: Prentice Hall, 2002.
- [49] MAURER M, BEHRINGER R, THOMANEK F. A compact vision system for road vehicle guidance [C]//Proc of the 13th International Conference on Pattern Recognition. Washington DC: IEEE Computer Society, 1996: 313-317.
- [50] POMERLEAU D, JOCHEM T. Image processor drives across America [J]. *Photonics Spectra*, 1996, 11(2): 80-85.
- [51] ZHANG Peng-fei, HE Ke-zhong, OUYANG Zheng-zhu, *et al.* Multi-functional intelligent outdoor mobile robot testbed-THMR-V [J]. *Robot*, 2002, 24(2): 97-101.
- [52] SUN Zhen-ping, AN Xiang-jing, HE Han-gen. CITAVT-IV: an autonomous land vehicle navigated by machine vision [J]. *Robot*, 2002, 24(2): 115-121.
- [53] YANG Ming. Overview and prospects of the study on driverless vehicles [J]. *Journal of Harbin Institute of Technology*, 2006, 38(sup): 1259-1262.
- [54] OHYA A, KOSAKA A, KAK A C. Vision-based navigation by mobile robots with obstacle avoidance by single-camera vision and ultrasonic sensing [C]//Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 1997: 704-711.
- [55] PETERSON K, ZIGLAR J, RYBSKI P. Fast feature detection and stochastic parameter estimation of road shape using multiple LIDAR [C]//Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2008: 612-619.
- [56] NAVARRO-SERMENT L E, MERTZ C, VANDAPEL N, *et al.* LADAR-based pedestrian detection and tracking [C]//Proc of the 1st Workshop on Human Detection from Mobile Robot Platforms. 2008.
- [57] KALLIE C S, SCHRATER P R, LEGGE G E. Variability in stepping direction explains the veering behavior of blind walkers [J]. *Journal of Experimental Psychology: Human Perception and Performance*, 2007, 33(1): 183-200.
- (上接第 2838 页)
- [55] 杨文. 多智能体系统一致性问题研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2009.
- [56] 徐昕. 增强学习及其在移动机器人导航与控制中的应用研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2002.
- [57] 陈春林. 基于强化学习的移动机器人自主学习及导航控制 [D]. 合肥: 中国科技大学, 2006.
- [58] 苏畅, 高阳, 陈世福, 等. SMDP 环境下自主生成 options 的算法研究 [J]. *模式识别与人工智能*, 2005, 18(6): 679-675.
- [59] SYAFIE S, TADEO F, MARTINEZ E. Model-free learning control of neutralization processes using reinforcement learning [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2007, 20(6): 762-782.
- [60] OLFATI-SABER R. Flocking for multi-agent dynamic systems: algorithms and theory [J]. *IEEE Trans on Automation Control*, 2006, 51(3): 401-420.
- [61] PIAO S, HONG B. Fast reinforcement learning approach to cooperative behavior acquisition in multi-agents system [C]//Proc of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. 2002: 871-875.
- [62] DEMIRIS J, BIRK A. Interdisciplinary approaches to robot learning: World scientific series in robotics and intelligent systems [M]. [S. l.]: World Scientific Publishing Co, 2000.
- [63] CHERUBINI A, GIANNONE F, LOCCHI L, *et al.* Policy gradient learning for a humanoid soccer robot [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2009, 57(8): 808-818.
- [64] KONDO T, LTO K. A reinforcement learning with evolutionary state recruitment strategy for autonomous mobile robots control [J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2004, 46(2): 111-124.
- [65] ARAI S, SYCARA K. Multi-agent reinforcement learning for planning and conflict resolution in a dynamic domain [C]//Proc of the 4th International Conference on Autonomous Agents. New York: ACM, 2000: 104-105.
- [66] PALLOTTINO L, SCORDIO V G, BICCHI A. Decentralized cooperative policy for conflict resolution in multivehicle systems [J]. *IEEE Trans on Robotics*, 2007, 23(6): 1170-1183.
- [67] 张汝波, 顾国昌. 强化学习理论、算法及应用 [J]. *控制理论与应用*, 2000, 17(5): 637-642.