

基于不确定网格地图的机器人导航

段 勇, 徐心和

(东北大学 人工智能与机器人研究所, 辽宁 沈阳 110004)

摘要: 研究了在未知环境下的机器人导航问题. 在分析超声传感器不确定性模型的基础上, 根据模糊集理论创建网格地图来描述机器人工作环境, 使用模糊隶属度表示网格占用状态. 通过网格信息融合来减弱传感器测量误差, 提高网格地图的精度. 提出基于模糊网格地图的路径规划算法, 利用重复局部优化路径搜索来实现全局路径规划. 机器人通过交替进行创建地图和路径规划两个基本过程来完成导航任务. 仿真结果表明创建的地图能较精确地表示环境信息, 规划的路径可以使机器人安全地到达目的地.

关键词: 占据网格; 模糊集; 路径规划; 传感器融合

中图分类号: TP273 **文献标识码:** A

Navigation for mobile robot based on uncertainty grid-map

DUAN Yong, XU Xin-he

(Institute of AI and Robotics, Northeastern University, Shenyang Liaoning 110004, China)

Abstract: The problem of the mobile robot navigation is studied in this paper. Based on the uncertain model of ultrasonic sensor, the grid map is built according to fuzzy sets, which is utilized to describe the environments. The fuzzy membership is used to denote the state of occupancy grid. The measure error of sensor can be effectively reduced through fusing information of grids. Accordingly, the precision of map building is improved. Based on the fuzzy grid map, an approach of optimal path planning is also presented. Furthermore, local path searching is iterated, and is used to substitute the global path planning. The robot alternately executes two processes: map building and path planning in order to achieve navigation mission. Finally, simulation results show that the built map can accurately depict environment and the robot can successfully achieve the destination in the light of planned path.

Key words: occupancy grid; fuzzy sets; path planning; sensor fusion

1 引言(Introduction)

机器人导航目前已成为机器人学和人工智能领域研究的热点问题,也是全自主机器人智能水平的体现. 机器人导航问题是指机器人能够通过自身的传感器系统感知工作环境并确定自身状态,完成向目的地的无碰撞运动. 当在未知环境工作时,移动机器人应根据自身传感器获得的局部环境信息自主地建立环境地图,并根据建立的地图规划出可以无碰撞到达目的地的可通过路径. 机器人工作环境可以理解为结构化空间,常用的结构空间表示法有: 拓扑图、正则网格、定点图等. 其中网格地图具有易于创建和维护的特点,并可以通过改变网格的大小来多分辨率地描述环境,因此在机器人导航、路径规划、位姿估计中得到广泛应用.

网格地图是把机器人的工作环境离散化为正

则网格,每个网格单元代表环境的一部分,网格单元存储该环境部分是否被占用的信度,称为占用网格(occupancy grid).然而机器人自身的传感器通常具有一定的不确定性,这主要是由于传感器自身的缺陷和环境的影响所造成的,因此基于传感器创建的占用网格地图很难对工作环境进行精确地描述.一种有效的解决方法是把传感器多次获得的网格占用信息进行融合,使机器人能够在不断感知环境的过程中来更新地图. 网格信息融合可以有效地减弱传感器误差,剔除错误读数,更精确地描述环境信息. HIMM (histogrammic in motion mapping) 算法和贝叶斯方法是常用的网格更新方法: HIMM算法^[1]是由Borenstein和Koren首次提出的,该算法只评判超声传感器声轴上的网格占用情况,并用0~15之间的整数表示不确定性的评判. Moravec将占用网格转变

为贝叶斯规则的形式,由传感器模型产生条件概率,同一时刻不同传感器或同一传感器不同时刻的概率可以用贝叶斯规则来融合^[2].HIMM方法具有较高的实时性,然而它的传感器模型覆盖范围较小,很难精确描述环境.贝叶斯方法创建的地图精度较高,但对错误信息较为敏感,受先验概率影响较大.

针对以上方法的缺点,本文基于模糊集理论来创建网格地图,用模糊隶属度来描述占用网格的状态信息,在解决传感器信息一致性冲突的基础上使用不确定信息融合规则对网格占用信息进行融合,以创建模糊占用网格地图.在模糊网格地图的基础上,根据机器人传感器的覆盖范围选择以机器人为中心的局部路径规划区域.首先利用启发式规则搜索到局部目标点,然后在该局部区域内进行局部优化路径规划.局部路径规划区域随着机器人向目标移动,在整个导航过程中机器人重复进行“感知—创建地图—规划—运动”过程,直到到达目的地.

2 基于模糊集理论创建网格地图(Grid map built based on fuzzy set)

2.1 基于模糊集理论的网格不确定性表示(Description of uncertain grid based on fuzzy set)

模糊集的概念是1965年由L.A.Zadeh首次提出的.其基本思想是把普通集合中的绝对隶属关系模糊化,使集合中的隶属度扩充到可以取[0,1]区间中的任一数值,因此可以用来对不确定性信息进行描述和处理.在论域 U 上的一个模糊集 A 用在单位区间[0,1]上取值的隶属度函数 μ_A 表示,即 $\mu_A : U \mapsto [0, 1]$ 对于任意 $u \in U, \mu_A(u)$ 成为 u 对于 A 的隶属度.

对于机器人工作环境网格地图中的每个网格单元都记录有对应的空间位置的占用(网格存在障碍物)信息、不确定(环境信息未知)信息或空闲(网格不存在障碍物)信息,即 $grid(i, j) = \{occupied, uncertainty, empty\}$.因此可以建立3个模糊集 O, E, U 来表示地图中所有网格的占用、空闲和未知状态.定义模糊向量 $T = \{\mu_O, \mu_E, \mu_U\}$ 表示每个网格处于3种状态的信度,网格属于3种状态的隶属度和为1.

2.2 超声传感器不确定性模型描述(Uncertain model description of ultrasonic sensor)

超声传感器具有价格便宜,测距速度快,使用简便以及覆盖能力强等特点,因此已成为移动机器人最常用的传感器.但超声传感器也有许多缺点和局限,使得通过声呐传感器获得的环境信息具有一定的不确定性.造成这种不确定性的原因主要有: 1) 单个声呐发射的声波具有一定的波束角,因此可

以感知覆盖范围内障碍物的距离信息,但不能感知障碍物相对于机器人的精确角度信息; 2) 传感器的工作受环境影响也较大.超声传感器测距依靠反射,因此对物体表面的粗糙程度非常敏感.对于表面比较光滑的物体会产生镜面反射.

因此,机器人通过超声传感器所感知的环境信息和所建立的环境地图具有一定的不确定性.为了反映出感知环境的不确定性,下面对超声传感器模型进行分析^[3,4].

单个声呐基本模型覆盖范围由超声传感器波束半角 β 和有效测距距离 R 确定.传感器覆盖范围投影到一个占用网格地图上,如图1所示.声呐覆盖的范围可分成3个区域,区域I是空闲区域,在该区域内超声传感器没有检测到任何物体.区域II是传感器读数反映距离区域,即障碍物存在区域.区域III是未知区域,该区域理论上是超声传感器波束能覆盖的区域,如果区域II有物体则区域III是否被占用便不能确定.

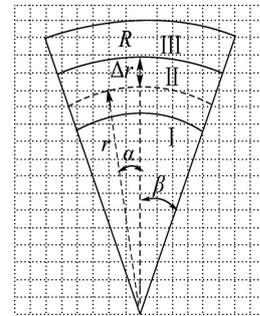


图1 传感器覆盖网格范围

Fig. 1 Grid covering range of ultrasonic sensor

对于声呐波束覆盖范围,按照以上划分的不同区域,采用分段线性化的简化模型进行描述.设超声传感器距离测量值为 $r, \Delta r$ 是对障碍物距离 r 的误差估计范围.对于波束覆盖范围内的任一网格单元 $grid(i, j)$ 到传感器的距离用 ρ 表示,相对于波束中轴线的夹角为 α .参考公式(1)~(7), $\mu_O(\rho, r), \mu_E(\rho, r)$ 为距传感器距离 ρ 在不同区域的网格占用隶属度函数和空闲隶属度函数.在波束角覆盖范围内,越靠近传感器中轴线的地方声波密度越大,因此声波沿轴线方向的数据比两边方向的数据更准确.所以用 $\mu_{O,E}(\alpha, \beta)$ 表示不同的波束轴线的隶属度函数.在超声传感器测量范围内,距离声源越近的网格,其测量信度越高;距离越远的网格越容易收到干扰.因此使用 $\mu_{O,E}(\rho)$ 表示不同测量距离的隶属度函数.每个网格单元被占用的隶属度函数 $\mu_O(\rho, \alpha)$,网格空闲隶属函数 $\mu_E(\rho, \alpha)$ 以及网格状态未确定隶属度函数 $\mu_U(\rho, \alpha)$ 可由公式(5)~(7)计算

所得.

$$\mu_O(\rho, r) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{r - \rho}{\Delta r} \right|, & r - \Delta r \leq \rho \leq r + \Delta r, \\ 0, & \text{其他,} \end{cases} \quad (1)$$

$$\mu_E(\rho, r) = \begin{cases} 1, & 0 \leq \rho < r - \Delta r, \\ \left| \frac{r - \rho}{\Delta r} \right|, & r - \Delta r \leq \rho < r, \\ 0, & \rho \geq r, \end{cases} \quad (2)$$

$$\mu_{O,E}(\alpha, \beta) = \begin{cases} 1 - \left| \frac{\alpha - \beta}{\beta} \right|, & |\alpha| \leq \beta, \\ 0, & |\alpha| > \beta, \end{cases} \quad (3)$$

$$\mu_{O,E}(\rho) = \begin{cases} 1, & \rho \leq \frac{R}{3}, \\ \frac{3(R - \rho)}{2R}, & \frac{R}{3} < \rho \leq R, \end{cases} \quad (4)$$

$$\mu_O(\rho, \alpha) = M_0 [\mu_O(\rho, r) + \mu_O(\alpha, \beta) + \mu_O(\rho)] / 3, \quad (5)$$

$$\mu_E(\rho, \alpha) = [\mu_E(\rho, r) + \mu_E(\alpha, \beta) + \mu_E(\rho)] / 3, \quad (6)$$

$$\mu_U(\rho, \alpha) = 1 - \mu_O(\rho, \alpha) - \mu_E(\rho, \alpha). \quad (7)$$

式(5)中的 M_0 表示网格单元被占用的最大可能性, 由于网格被占用的可能性不会为100%, 因此取 $m_0 = 0.95$.

2.3 传感器信息融合(Sensor information fusion)

传感器信息一致性处理的目的是如何消除或减小传感器的不确定性, 使得单一传感器多次采集的数据或多种同质传感器采集的数据能够描述一致的环境特征信息. 因此在数据融合前需要对传感器的输出数据进行一致性检验, 对那些错误和虚假的测量值进行相应的处理^[5]. 如将传感器的每一次测量数据作为样本空间内的一个矢量模式, 矢量模式间距离小于一定值的数据成为一致性数据, 否则为错误测量值.

这里使用模糊向量间的相似性 R_{AB} 作为传感器测量数据一致性的检验准则. 定义融合前超声传感器覆盖区域的每个占用网格状态的模糊向量为 $A = \{\mu_{A1}, \dots, \mu_{Ai}\} = \{\mu_{AO}, \mu_{AE}, \mu_{AU}\}$. 传感器新测量的网格不确定性模糊向量为 $B = \{\mu_{B1}, \dots, \mu_{Bi}\} = \{\mu_{BO}, \mu_{BE}, \mu_{BU}\}$. 定义超声传感器信息间的相似性度量函数的二元模糊关系 R_{AB} :

$$R_{AB} = \exp\left(-\sum_{i=1}^n |\mu_{Ai} - \mu_{Bi}|\right), \mu_{Ai} \in A, \mu_{Bi} \in B. \quad (8)$$

显然, 相似性函数是信息距离的递减函数, 当信息相似性较高时, 融合结果的可信度较高; 当融合信息的整体偏差较大时, 融合结果的可信度较低. 因此定义相似性允许值 δ , $0 < \delta < 1$, 当 $R_{AB} \geq \delta$ 时, 认为由当前传感器测量值得到的占用网格模糊隶属度与

前次占用网格模糊隶属度数据一致, 可以进行信息融合来更新占用网格的不确定信息. 当 $R_{AB} < \delta$ 时, 认为融合信息不一致, 不进行信息融合, 保留上次占用网格的不确定模糊信息.

设融合后的网格模糊矢量为 $C = \{\mu_{C1}, \dots, \mu_{Ci}\} = \{\mu_{CO}, \mu_{CE}, \mu_{CU}\}$. 对于超声传感器不同时刻获得的同一网格的不确定信息, 根据上一节的信息一致性判断可以得到以下融合规则:

1) 当相似性度量函数 $R_{AB} \geq \delta$, 认为新获得的网格信息与网格旧信息具有一致性, 对于网格存在的3种可能性融合规则为:

$$\mu_O = \frac{\sum \mu_O \cdot \mu_U + \sum \mu_O \cdot \mu_O}{1 - \sum \mu_O \cdot \mu_E}, \quad (9)$$

$$\mu_E = \frac{\sum \mu_E \cdot \mu_U + \sum \mu_E \cdot \mu_E}{1 - \sum \mu_O \cdot \mu_E}, \quad (10)$$

$$\mu_U = \frac{\sum \mu_U \cdot \mu_U}{1 - \sum \mu_O \cdot \mu_E}. \quad (11)$$

其中: 模糊运算采用代数积, 网格被占用(空闲)的模糊隶属度与网格状态不确定模糊隶属度进行模糊运算将得到网格被占用(空闲)的隶属度 $\mu_O \cdot \mu_U = \mu_O(\mu_E \cdot \mu_U = \mu_E)$; 网格占用与网格空闲隶属度进行模糊运算将得到空集的隶属度 $\mu_O \cdot \mu_E = \Phi$, 因此在进行模糊融合归一化运算时应在总的信任度时应减去空集的隶属度, 以使模糊集的隶属度和为1. 这种模糊融合规则更符合实际情况, 即随着对同一环境特征探索次数的增加, 环境的不确定性将不断减小.

2) 当相似性度量函数 $R_{AB} < \delta$, 认为新获得的网格信息与网格旧信息不一致, 保留旧的网格占用信息.

3 基于不确定网格地图的路径规划(Path planning according to uncertain grid map)

所谓路径规划是指机器人能够根据实时探测的环境信息, 并按照某种代价规则规划出一条最优路径, 机器人可以根据这个规划好的路径移动到目标点.

路径规划根据对工作环境的了解程度可以分为全局路径规划和局部路径规划, 对于工作在未知环境中的机器人来说只能通过传感器感知到局部环境信息, 因此机器人只能充分利用局部环境信息进行实时局部路径规划. 这里采用一种基于启发式的两步路径规划算法, 首先机器人根据创建的局部模糊地图确定一个以机器人为中心的局部规划区域, 并利用启发式规则在该规划区域边界搜索最优规划点作为局部目标点. 第2步根据该局部规划区域内的网格占用信息进行从机器人当前位置到局部目标点的

局部优化路径.机器人导航重复进行“感知环境—地图更新—路径规划—运动”过程,有效地将局部路径规划和利用全局信息确定局部目标点相结合,机器人通过重复进行局部路径规划达到全局优化路径规划的结果.

3.1 局部目标点的搜索方法(Approach of searching local targets)

机器人能感知环境信息最大范围为超声传感器的最大有效测距范围 L ,但考虑到环境的占用网格信息需要进行多次融合更新后才能得到更精确的描述,因此选择以机器人当前位置为圆心,半径为 r 的圆形区域作为局部规划区域.其中 $r = \lambda L, 0 < \lambda < 1$.图2显示了机器人圆形局部规划区域, O 为机器人当前位置, T 为全局目标点, SG 为局部规划区域的边界点集,有 $\{P_{Gi} | P_{Gi} \in SG, d(O, P_{Gi}) = r\}$, $d(x, y)$ 表示两点的欧式距离. WO 为在局部区域边界的障碍物集合 $\{O_i | O_i \in WO\}$, SO 为存在局部区域内的障碍物集合 $\{SO_i | SO_i \in SO\}$.

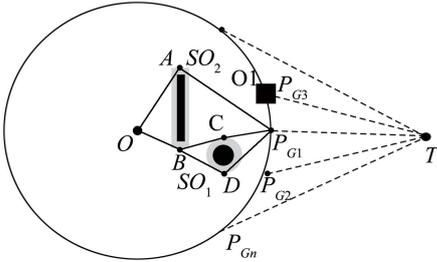


图2 路径规划示意图

Fig. 2 Sketch map of path planning

下面讨论局部子目标的产生方法:设机器人在 t 时刻,局部目标点在局部规划区域边界点集 SG 中产生.利用启发式搜索算法从点集 SG 中选取局部目标点 $P_{subG} = P_{Gi}$, $P_{Gi} \in SG$ 定义代价函数

$$f(P_G) = g(P_G) + h(P_G) + \tau \cdot \eta(P_G). \quad (12)$$

式中: $g(P_G)$ 表示从机器人当前位置移动到局部规划区域边界点 P_{Gi} 的代价, $h(P_G)$ 为启发函数,它是一个估计值,用于描述从当前节点到目标点的代价.由于超声传感器覆盖范围以外的环境信息无从得知,因此一个理想的启发式函数两点间的直线距离,这里 $h(P_G)$ 表示局部规划区域点 P_{Gi} 到全局目标点 T 的距离. $\tau \cdot \eta(P_G)$ 表示机器人可以安全通过该点的安全代价,其中 τ 为安全权值, $\eta(P_G)$ 由式(13)决定.式中 μ_{GO} 为 P_G 点网格模糊集中网格被占用的隶属度,当 $\mu_{GO} \leq \xi$ 时,认为该网格点存在障碍物(图2中 P_{G3} 点存在障碍物 O_1),相应

的代价函数 $f(P_G) = +\infty$,机器人不能安全通过;当 $\mu_{GO} < \xi$ 时,认为该网格点可能不存在障碍物,机器人可以从该点通过.其中 $0 \leq \xi < 1$ 为安全阈值.

$$\eta(P_G) = \begin{cases} \mu_{GO}, & \mu_{GO} < \xi, \\ +\infty, & \mu_{GO} \geq \xi. \end{cases} \quad (13)$$

式(12)折衷考虑距离代价和安全代价,局部目标点由式(14)确定,使代价函数最小的局部规划区域边界点作为本次规划的局部子目标点,即

$$P_{subG} = \min f(P_{Gi}). \quad (14)$$

3.2 局部路径规划(Local path planning)

当确定当前局部规划区域的局部目标点后,下一步工作需要在该区域内进行局部路径规划.由于该局部区域内环境信息可认为完全已知,因此可以根据先验环境模型规划出从起点到终点的最优路径,所涉及的基本问题是环境模型的描述和搜索策略的选择.因此基于已经建立的模糊地图采用一种适合于在已知环境中使用的在线实时规划算法.该算法是基于射线扩展的动态规划算法,可以在有效的可行路径中搜索出最优路径.路径搜索时,首先从机器人当前位置 O 引出一条到局部目标点 P_{subG} 的射线,按照一定步长搜索该射线所在网格是否有障碍物,判断准则时射线所及的网格被占用的隶属度是否大于某一阈值.若没有搜索到障碍物,则从 O 到 P_{subG} 的连线为可行的优化路径;若搜索到障碍物,则以该射线为基准向左右两个方向按一定角度间隔进行射线扩展直到搜索到障碍物 SO_1 的左右边界可通过网格 A 和 B .下面的搜索策略采用一种类似代价树的广度优先搜索算法,即以可通过点到局部目标点的距离和可通过点的占用隶属度的加权和作为代价.以代价小的可通过网格节点作为优先搜索的父节点.以该父节点 B 到局部目标点 P_{subG} 的连线作为新的搜索射线,然后重复以上搜索过程,并同时记录各子节点间的搜索代价.通常机器人运行过程中某步的局部规划区域包含较少数量的网格单元,因此可以高效地搜索出可行的优化路径.

4 仿真结果及分析(Simulation and analyse)

通过仿真建立环境地图,并基于模糊地图进行路径规划.仿真实验在一走廊环境进行,环境中存在一些障碍物.机器人车体周围共安装16声呐传感器,假设机器人可以获得自定位信息.设机器人安全半径为0.4 m,最大速度为0.5 m/s.机器人通过传感器获得的环境信息和自定位信息使用本文的融合算法建立模糊环境地图(图3所示),地图中每个网格的不同

灰度表示不同的网格占用模糊隶属度, 网格颜色越深表示该网格被占用的信度越高. 可见创建的不确定性地图较好地反映了真实环境.

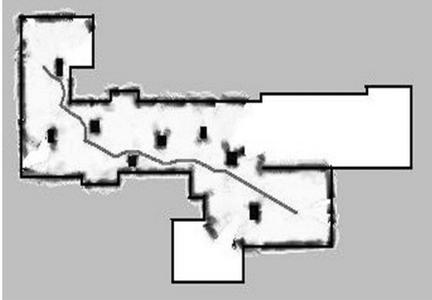


图3 模糊环境地图及机器人行走轨迹

Fig. 3 Fuzzy environment map and trajectories of robot

为了证明本文算法的有效性, 在其他条件相同的情况下, 同时使用其他占据网格算法对同一仿真环境进行实验, 其中包括HIMM方法和贝叶斯算法, 以上方法是对同一声呐读数的不同解释. 为了比较几种算法的性能, 使用不同方法得到的占用网格地图与真实网格地图进行比较的接近程度作为性能指标^[3]

$$\text{score} = \frac{1}{i \cdot j} \sum_{i,j} |\mu[\text{real}(i, j)] - \mu[\text{grid}(i, j)]|. \quad (15)$$

真实地图可以看作是确定性占用网格, 即被占用网格 $\{\mu_O = 1, \mu_E = 0, \mu_U = 0\}$, 空闲网格单元 $\{\mu_O = 0, \mu_E = 1, \mu_U = 0\}$. 通过式(15)得到平均分值得分 score 较小的不确定性地图和真实地图误差较小, 表示其能更精确地描述真实环境. 不同方法计算的分值见表1, 其中对于HIMM方法得到的网格读数进行归一化处理以便和其他方法比较. 通过比较, HIMM方法的精度最低, 这主要是由于它只是沿着超声传感器中轴的方向进行网格信息更新. 但在每次网格信息融合时, 需要处理的数据量最小, 因此在计算速度方面具有明显的优势. 贝叶斯方法和本文使用的模糊融合算法具有较高的精度, 但贝叶斯方法执行的效果受先验概率影响较大, 如果能充分利用先验知识选择合适的先验概率可以提高贝叶斯方法创建的地图精度. 模糊集方法在具有较高精度的同时需要调节的参数较少, 受先验知识影响较小, 因此更容易应用于新环境.

在创建模糊网格地图的基础上使用两步路径规划算法进行机器人导航, 机器人行走轨迹见图3. 其中左上角为机器人起点, 右下角为轨迹终点. 从仿真结果可以看出机器人可以在较为复杂的未知环境中实时规划出一条较为优化的路径. 路径规划算法折衷考虑距离代价和安全代价, 可以实时地搜索到代

价最小的路径, 使机器人可以安全地避开局部障碍物并以距离较短的路径到达预定的目标.

表1 不同创建地图方法比较

Table 1 Comparison of different map-building methods

| 不同方法 | HIMM | | 贝叶斯 | | 模糊集 | |
|-------|------|------|------|------|------|------|
| | 占用 | 空闲 | 占用 | 空闲 | 占用 | 空闲 |
| score | 0.24 | 0.20 | 0.17 | 0.16 | 0.16 | 0.14 |

5 结论(Conclusion)

本文首先通过超声传感器模型将传感器读数转化为不确定性表示, 使用模糊融合规则对网格单元的信息进行更新, 将多个不可靠感知读数融合起来得到更高的精确度, 从而使得创建的模糊网格地图能更精确地描述环境信息. 在创建模糊地图的基础上, 提出一种两步在线路径规划算法, 该算法将利用全局信息搜索局部目标点和利用局部环境信息进行局部路径规划相结合, 使机器人可以在不断感知环境的同时, 按照较为优化的路径到达目的地. 但由于超声传感器除本身的不确定性以外, 受环境的影响也较大, 因此建立更完善的传感器模型, 使之能有效地削减传感器读数的不确定性, 提高对环境的适应性是创建精确地图的关键. 此外导航算法中的相关参数的调节也对实验结果有一定的影响, 因此如何选择合适的参数也是下一步研究的内容.

参考文献(References):

- [1] BORENSTEIN J, KOREN Y. Histogramic in-motion mapping for mobile robot obstacle avoidance[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1991, 7(4): 535 - 539.
- [2] MORAVEC H P. Sensor fusion in certainty grids for mobile robots[J]. *AI Magazine*, 1988, 9(2): 61 - 74.
- [3] MURPHY R R. 人工智能机器人学导论[M]. 杜军平, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
(MURPHY R R. *Introduction to AI Robotics*[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2004.)
- [4] HARRIS K D, RECCE M. Experimental modeling of time-of-flight sonar[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 1998, 24(1): 33 - 42.
- [5] 罗志增, 蒋静坪. 机器人感觉与多信息融合[M]. 北京: 机械工业出版社, 2002.
(LUO Zhizeng, JIANG Jingping. *Robot Sense and Multi-information Fusion*[M]. Beijing: China Machine Press, 2002.)
- [6] BLOCH I. Information combination combination operators for data fusion: A comparative review with classification[J]. *IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics*, 1996, 26(1): 52 - 67.

作者简介:

段勇 (1978—), 男, 博士研究生, 研究方向为智能机器人、机器学习等, E-mail: duanyong0607@126.com;

徐心和 (1940—), 男, 博士生导师, 研究方向为智能机器人、模式识别、智能控制等, E-mail:xuxinhe@163.net.