

基于免疫自适应遗传算法的机器人栅格地图融合

马 昕, 宋 锐, 郭 睿, 李贻斌

(山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061)

摘要: 融合各机器人独自创建的环境地图, 实现信息共享, 是提高分布式多移动机器人系统环境探索效率的关键. 研究了在没有公共参考坐标系及机器人相对位置信息未知情况下的栅格地图融合问题, 提出了一种基于免疫自适应遗传算法的栅格地图融合方法, 该算法把反映两个栅格地图重叠区域相异程度的优化函数作为抗原, 每个可能的平移、旋转平面转换对应一个抗体. 仿真结果表明了该算法可以较快的收敛速度和较强的全局搜索能力, 搜索到两个栅格地图的最佳重叠区域, 实现地图融合.

关键词: 移动机器人; 地图融合; 免疫自适应遗传算法; 栅格地图

中图分类号: TP242.6 **文献标识码:** A

Immune adaptive genetic algorithm for occupancy grid maps merging

MA Xin, SONG Rui, GUO Rui, LI Yi-bin

(School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan Shandong 250061, China)

Abstract: One key problem for distributed multi-robot exploration system is how to fuse the partial maps acquired by independent robots into a global map to share environmental information among them. A new immune adaptive genetic algorithm is presented for searching the overlapping regions between two partial occupancy grid maps without common reference frame and any knowledge about robots' relative positions. The algorithm takes the optimization function which measures the dissimilarity of the overlapping regions of the two partial maps as the antigen, and takes every possible planar transformation as the antibody. Simulation results show that this algorithm can search the global optimal overlapping regions with a high convergence speed.

Key words: mobile robot; map merging; immune adaptive genetic algorithm; occupancy grid map

1 引言(Introduction)

分布式多移动机器人系统融合多机器人上的异类传感器获得的关于环境的冗余、互补信息, 可以高效率地得到对环境的更精确、更全面认知, 有效避免冲突和重复探索^[1,2]. 何时及如何融合各机器人独自创建的环境局部地图, 是提高多移动机器人协同探索效率的关键, 大部分研究假设各机器人配置全球定位系统^[3]、或初始位置相近, 机器人在探索过程中估计相对位置, 在通讯全连通条件下周期性地融合局部地图^[4,5]. 当各机器人的相对位置未知时的地图融合问题, 更具实际意义. 当两个机器人达到通讯范围之内, 但相对位置信息未知时, 如能实现地图融合, 不仅能够有效避免冲突, 而且可以尽早在机器人之间信息共享, 实现多机器人的有效协调, 提高探索效率.

机器人相互位置未知情况下的拓扑地图融合, 一般借鉴图匹配和图像配准算法, 从图结构和图几何关系出发, 搜索两个拓扑地图的重叠区域, 实现融合^[6~8]. Amigoni等研究了机器人相对位置及姿态信息未知情况下的几何特征地图融合(室内环境的线段、及相交线段之间的夹角作为环境地图的几何特征)^[9,10]. 栅格地图易创建、易进行路径规划、导航等任务, Thrun等研究了各机器人初始位置相互未知情况下的栅格地图融合, 由中央机器人在一全局地图上首先定位各机器人, 然后融合局部栅格地图, 存在通讯量大、单点故障等缺点^[11]. Ko等针对没有公共参考坐标系和机器人相对位置信息未知的栅格地图融合问题, 提出了分布式解决方案, 两机器人互相向对方传递地图, 在对方的栅格地图上用粒子滤波器定位, 根据估计的相对位置融合地图, 但由于采用集结策略, 影响探索效率^[12]. Birk等不考虑位置估计,

收稿日期: 2008-05-06; 收修改稿日期: 2008-12-04.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60675044); 中国博士后科学基金资助项目(20060400649); 山东省科技发展计划资助项目(2006GG3204018); 山东省优秀中青年科学家科研奖励基金资助项目(2007BS01008); 山东省自然科学基金资助项目(Y2008G21).

固定一幅栅格地图, 移动另外一幅地图(作平面变换: 平移 t_x, t_y 和旋转 θ), 利用随机游走搜索策略寻找最佳重叠区域相对应的平面变换^[13,14].

本文研究了没有公共参考坐标系, 并且不需要估计各机器人相互位置信息的栅格地图融合问题, 在文[13,14]提出的地图相异度概念基础上, 提出利用免疫自适应遗传算法寻找两个栅格地图的最佳重叠区域. 利用人工免疫算法的抗体多样性维持机制克服遗传算法的早熟收敛; 基于抗体相似性矢量距计算选择概率保证抗体多样性; 在免疫原理基础上, 根据抗体的适应度自适应地调节交叉概率和变异概率, 减少局部最优的可能性. 仿真实验结果表明, 基于免疫自适应遗传算法的搜索算法与随机游走搜索算法相比, 能够以较快的收敛速度和较强的全局搜索能力搜索到栅格地图最佳的重叠区域.

2 栅格地图融合(Occupancy grid maps merging)

环境栅格地图用 $n \times m$ 矩阵 $\mathbf{m}$ 表示, 矩阵的第 (i, j) ($1 \leq i \leq n, 1 \leq j \leq m$)元素表示栅格 (i, j) 的占有或空闲状态, 正值表示空闲, 负值表示被占有, 0表示相应栅格的状态信息未知.

假设栅格地图是二维的, 其中点 (x, y) 表示为矢量 $[x \ y]^T$, 如果地图先平移 (t_x, t_y) , 再逆时针旋转 θ , 则该平面变换 $\mathbf{TR}_{t_x, t_y, \theta}(x, y) : \mathbb{R}^2 \rightarrow \mathbb{R}^2$ 为

$$\mathbf{TR}_{t_x, t_y, \theta}(x, y) = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta & t_x \\ \sin \theta & \cos \theta & t_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix}. \quad (1)$$

其中 t_x, t_y, θ 的取值集合为 $\mathbf{S} = [-n, n] \times [-m, m] \times [0, 2\pi]$.

这样, 栅格地图的融合看作是多维组合优化问题, 即一个栅格地图固定, 另一个栅格地图作旋转和平移, 目的是寻找两个栅格地图最佳重叠所相应的平面变换 $\mathbf{TR}_{t_x, t_y, \theta}^*(x, y)$.

2.1 相异度函数(Dissimilarity function)

两个栅格地图的相异程度是在图距离基础上定义的. $n \times m$ 的矩阵 $\mathbf{m}_1$ 和 $\mathbf{m}_2$ 表示两个栅格地图, 它们的相异度函数定义为^[13,14]

$$\Psi(\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2) = \sum_{c \in C} d(\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, c) + d(\mathbf{m}_2, \mathbf{m}_1, c). \quad (2)$$

其中

$$d(\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2, c) = \frac{\sum_{\mathbf{m}_1[p_1]=c} \min\{md(p_1, p_2) | \mathbf{m}_2[p_2] = c\}}{\#_c(\mathbf{m}_1)}. \quad (3)$$

计算图距离不考虑状态未知的栅格, 因此, 矩阵 $\mathbf{m}_1$ 和 $\mathbf{m}_2$ 的值域

$$C = \{-255, 255\},$$

-255表示被占有, 255表示空闲.

$\mathbf{m}_1[p_1] = c$, 表示 $\mathbf{m}_1$ 中栅格 p_1 的值为 $c, c \in C$;

$md(p_1, p_2) = |x_1 - x_2| + |y_1 - y_2|$, 表示栅格 $p_1(x_1, y_1)$ 和 $p_2(x_2, y_2)$ 之间的Manhattan距离;

$\#_c(\mathbf{m}_1) = \#\{p_1 | \mathbf{m}_1[p_1] = c\}$, 表示 $\mathbf{m}_1$ 中值为 c 的元素个数, $c \in C$.

2.2 优化目标函数(Optimization function)

为了寻找两个栅格地图的最佳重叠区域, 定义了优化目标函数, 优化函数分为两部分: 一部分是度量重叠区域整体匹配程度的相异度函数, 一部分是重叠区域中占有或空闲不一致栅格与一致栅格的数目之差. $\mathbf{r}_1$ 和 $\mathbf{r}_2$ 分别表示 $\mathbf{m}_2$ 作某一平面变换 $\mathbf{TR}_{t_x, t_y, \theta}(x, y)$ 后 $\mathbf{m}_1$ 和 $\mathbf{m}_2$ 相重叠区域, $\mathbf{r}_1 \in \mathbf{m}_1, \mathbf{r}_2 \in \mathbf{m}_2$, $\mathbf{r}_1$ 和 $\mathbf{r}_2$ 中占有或空闲情况一致、不同的栅格数为

$$\text{agr}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = \#\{p = (x, y) | \mathbf{r}_1[p] = \mathbf{r}_2[p] \in C\}, \quad (4a)$$

$$\text{dis}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = \#\{p = (x, y) | \mathbf{r}_1[p] \neq \mathbf{r}_2[p] \in C\}. \quad (4b)$$

在重叠区域 $\mathbf{r}_1$ 和 $\mathbf{r}_2$ 完全一致匹配理想情况下, $\text{dis}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = 0$, $\text{agr}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2)$ 等于 $\mathbf{r}_1$ 的栅格数, 也等于 $\mathbf{r}_2$ 的栅格数.

优化函数定义为^[13,14]

$$\Delta(\mathbf{m}_1, \mathbf{m}_2) = \Psi(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) + c_{\text{lock}}(\text{dis}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) - \text{agr}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2)). \quad (5)$$

$c_{\text{lock}} \geq 0$ 是比例系数, 如果 c_{lock} 值较大, 则匹配栅格数较多、重叠区域较小相对应的平面变换优于匹配栅格数较少、重叠区域较大相对应的平面变换, 即更侧重于重叠区域在局部栅格的匹配情况, 然而, 优化所需的计算量较大.

3 基于免疫自适应遗传算法的栅格地图融合(Immune adaptive genetic algorithm for occupancy grid maps merging)

优化函数在多维空间 $\mathbf{S}$ 上随机分布, 无法通过梯度下降法寻优. Birk等利用高斯随机游走搜索算法寻找使优化目标函数最优的平面变换^[13,14], 本文利用免疫自适应遗传算法搜索最佳平面变换 $\mathbf{TR}_{t_x, t_y, \theta}^*(x, y)$.

对于栅格地图融合问题, 抗原为反映两个栅格地图重叠区域匹配程度的优化目标函数, 抗体表示为可能的平移和旋转等平面变换, 抗体相似度表示为两个平面变换的相似程度.

3.1 染色体编码和适应度函数(Chromosome encoding and fitness function)

利用二进制编码, 每个抗体 $\mathbf{X}_i$ 的长度为24位, 前8位 $a_{i7}, \dots, a_{i0}$ 表示 $t_x \in [-n, n]$, $a_i = (\frac{t_x \times 128}{n})_B$, 中8位 $b_{i7}, \dots, b_{i0}$ 表示 $t_y \in [-m, m]$, $b_i = (\frac{t_y \times 128}{m})_B$, 后8位 $c_{i7}, \dots, c_{i0}$ 表示 $\theta \in [0, 2\pi]$, $c_i = (\frac{\theta \times 256}{2\pi})_B$, 下标 B 表示二进制.

遗传算法仅以适应度函数为依据, 利用种群中每个个体的适应度值进行进化搜索, 适应度函数的选取直接影响到遗传算法的收敛速度以及能否找到最优解. 寻找栅格地图最佳重叠区域问题是优化目标函数最小化问题, 其优化目标函数在函数值分布上相差很大, 如果直接将其转化为适应度函数, 得到的平均适应度不利于体现种群的平均性能, 影响算法的性能. 本文基于抗体目标优化函数值在种群中的线性排序进行适应度分配, 而不是实际的优化函数值, 此方法具有较好的鲁棒性^[15].

$$f(\mathbf{X}_i) = 2 - sp + 2 \times (sp - 1) \times \frac{\text{pos} - 1}{N - 1}. \quad (6)$$

其中: sp 为选择压力, 表示最佳个体选中的概率与平均选中概率的比值, $sp \in [1.0, 2.0]$; pos 为抗体按照优化函数排序后的位置, $1 \leq \text{pos} \leq N$, 其中 N 为种群中的抗体总数.

3.2 基于抗体相似性矢量距的选择概率(Selection probability based on antibodies' similarity and vector distance)

本文基于抗体相似性矢量距计算选择概率克服传统遗传算法早熟收敛问题^[16]. 抗体 $\mathbf{X}_i$ 和抗体 $\mathbf{X}_j$ 的相似性定义为抗体编码的归一化距离:

$$d_{ij} = (\frac{|a_i - a_j|_D}{2n} + \frac{|b_i - b_j|_D}{2m} + \frac{|c_i - c_j|_D}{2\pi})/3. \quad (7)$$

下标 D 表示十进制. 显然, d_{ij} 越大, 抗体 $\mathbf{X}_i$ 和 $\mathbf{X}_j$ 的相似程度越低.

抗体 $\mathbf{X}_i$ 的浓度定义为: 与抗体 $\mathbf{X}_i$ 相似性小于确定阈值 λ 的抗体数占种群抗体总数 N 的比例:

$$c_i = \frac{\#\{j|d_{ij} < \lambda\}}{N}. \quad (8)$$

基于相似性矢量距的选择概率为

$$P_s(\mathbf{X}_i) = \alpha \frac{\rho(\mathbf{X}_i)}{\sum_{j=1}^N \rho(\mathbf{X}_j)} + (1 - \alpha) \frac{1}{N} e^{-\frac{c_i}{\beta}}. \quad (9)$$

其中抗体 $\mathbf{X}_i$ 的矢量距:

$$\rho(\mathbf{X}_i) = \sum_{j=1}^N |f(\mathbf{X}_i) - f(\mathbf{X}_j)|. \quad (10)$$

反映为抗体适应度 $f(\mathbf{X}_i)$ 在抗体群体集合 $\mathbb{X}$ 上的距离, $0 \leq \alpha \leq 1$ 和 $0 \leq \beta \leq 1$ 是常数调节因子.

这样, 选择概率既与抗体适应度有关, 又与抗体相似性有关. 在抗体浓度一定的条件下, 抗体矢量距越大, 选择概率越大; 在抗体矢量距一定的条件下, 抗体浓度越小, 选择概率越大. 从而, 在保留高适应度抗体的同时维持抗体多样性, 抑制早熟收敛, 增强局部搜索能力.

3.3 自适应的交叉和变异概率(Adaptive crossover and mutation probability)

本文根据抗体适应度自适应地调节交叉和变异概率 P_c, P_m ^[17], 如果种群各个体适应度趋于一致时, 增加交叉和变异概率 P_c, P_m ; 如果种群中各个体的适应度比较分散时, 减少 P_c, P_m ; 适应度大于种群平均适应度的个体具有较低的 P_c, P_m , 以保证它们在下一代出现; 适应度小于平均适应度的个体具有较高的 P_c, P_m , 使它们不在下一代出现.

$$P_c = \begin{cases} P_{c1} - \frac{(P_{c1} - P_{c2})(f' - f_{\text{avg}})}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f' \geq f_{\text{avg}}, \\ P_{c1}, & f' < f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (11)$$

$$P_m = \begin{cases} P_{m1} - \frac{(P_{m1} - P_{m2})(f_{\text{max}} - f)}{f_{\text{max}} - f_{\text{avg}}}, & f \geq f_{\text{avg}}, \\ P_{m1}, & f < f_{\text{avg}}. \end{cases} \quad (12)$$

其中: $f_{\text{max}}, f_{\text{avg}}$ 分别是种群的最大和平均适应度; f' 是进行交叉操作的两个抗体中较大的适应度; f 是进行变异操作的适应度; P_{c1}, P_{m1} 分别是设定的最大交叉和最大变异概率, P_{c2} 和 P_{m2} 分别是相对于最大适应度抗体的交叉和变异概率的下限值,

$$P_{c1} = 0.9, P_{c2} = 0.6, P_{m1} = 0.1, P_{m2} = 0.001.$$

按照式(11)和式(12), 交叉和变异概率 P_c, P_m 可以根据适应度自适应地进行调节, 减少陷入局部最优的可能性.

3.4 匹配因子(Matching factor)

当进化到设定的最大进化代数, 选择最佳适应度抗体相应的平面变换, 计算匹配因子 c_{match} .

$$c_{\text{match}}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) = \frac{\text{agr}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2)}{\text{agr}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2) + \text{dis}(\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2)}. \quad (13)$$

如果 $c_{\text{match}} = 1$, 则 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2$ 完全一致. c_{match} 越小表示重叠区域 $\mathbf{r}_1, \mathbf{r}_2$ 匹配程度越低. 如果 $c_{\text{match}} \geq 0.9$, 则 $\mathbf{m}_2$ 按照此抗体进行相应的平面变换后, 与 $\mathbf{m}_1$ 重叠区域相匹配, 可以进行融合; 否则, 认为两个地图是关于不同环境的, 没有交集, 不进行融合.

4 仿真实验及结果分析(Simulation experiments and results analysis)

利用实验室所建立的多移动机器人环境探索与建模MATLAB仿真软件进行实验, 两个机器人根据仿真声纳模型各自创建栅格地图, 图1和图2为两个机器人独自建立的环境栅格地图. “+”表示被占有, “*”表示空闲, 空白表示该区域状态未知.

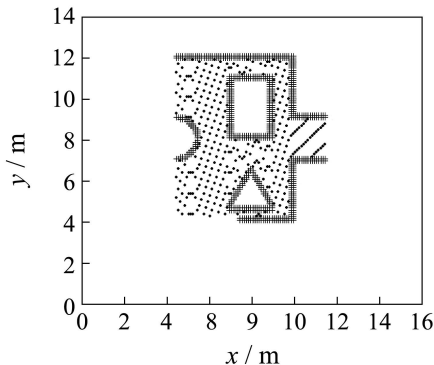


图 1 栅格地图 m_1

Fig. 1 Occupancy grid map m_1

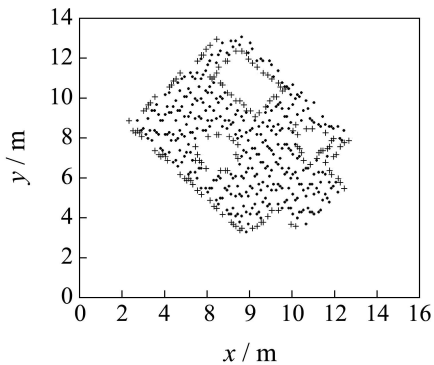


图 2 栅格地图 m_2

Fig. 2 Occupancy grid map m_2

在没有公共参考坐标系和机器人相对位置信息未知情况下, 利用本文中的免疫自适应遗传算法与高斯随机游走搜索算法^[13,14]搜索图1和图2所示两个栅格地图的重叠区域, 优化目标函数收敛曲线如图3和图4所示. 表1给出了两种算法10次优化结果的统计数据.

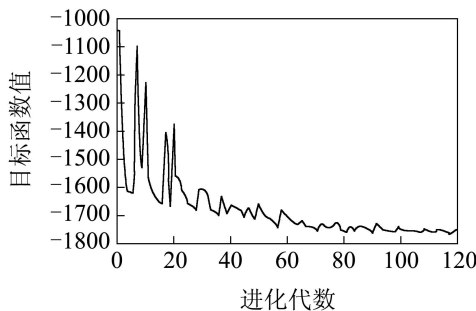


图 3 随机游走搜索方法优化过程

Fig. 3 Optimization process of random walk searching

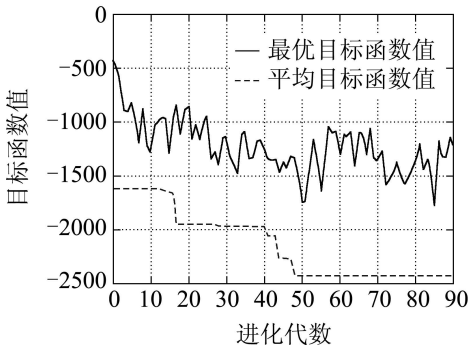


图 4 免疫自适应遗传算法优化过程

Fig. 4 Optimization process of immune adaptive genetic algorithm

表 1 10次优化的统计数据比较

Table 1 Statistics of 10 optimizations

	Num.	Time	Opti. func
RWS	2799	418 s	-1736
IAGA	900	170 s	-2483

注 RWS: 随机游走搜索算法
IAGA: 免疫自适应遗传算法
Num.: 实际计算样本数
Time: 所需计算时间
Opti. func.: 最优目标优化函数值

可见, 免疫自适应遗传算法的优化速度较快, 具有较好的收敛性能, 在有限的进化代数内搜索到的最优目标函数值小得多, 能够在较短时间内, 搜索到两个栅格地图最佳重叠区域, 而随机游走搜索算法在限定的进化代数内无法搜索到最佳重叠区域.

图5是在没有公共参考坐标系和相对位置信息未知情况下, 利用免疫自适应遗传算法搜索到栅格地图 m_1 和 m_2 最佳重叠区域后, 融合这两个地图获得的栅格地图, 在此地图基础上, 两个机器人之间实现信息共享, 有效避免冲突和重复探索.

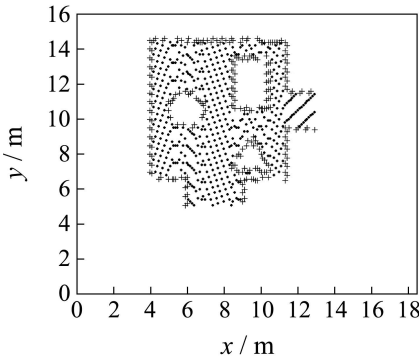


图 5 免疫自适应遗传算法搜索到最佳重叠区域后进行的地图融合

Fig. 5 Occupancy grid maps merging after searching optimal overlapping region with immune genetic algorithm

免疫自适应遗传算法将遗传算法的随机全局搜索、并行特性与免疫系统的抗体多样性机制相结合,寻优效率较高,能够有效地搜索在搜索空间随机分布的最佳平面变换.仿真实验结果表明了,免疫自适应遗传算法与高斯随机游走搜索算法相比,能够以较快的收敛速度和较大的概率搜索到栅格地图最佳重叠区域,方便多机器人栅格地图的有效融合,实现信息共享,有效实现多机器人之间的协调探索,提高探索效率.

5 结论(Conclusions)

在没有公共参考坐标系及机器人相对位置信息未知情况的栅格地图融合问题可以看作是多维组合优化问题,针对优化目标函数在搜索空间随机分布的特点,本文提出利用免疫自适应遗传算法搜索两个栅格地图的最佳重叠区域,免疫算法的抗体多样性维持机制能够克服遗传算法的早熟问题,交叉和变异概率实时地基于抗体的适应度进行调整降低了遗传算法陷入局部最优解的可能性,遗传算法的随机全局搜索、并行特性与免疫系统的抗体多样性机制相结合.仿真实验结果表明,该算法寻优效率较高,能够以较快的收敛速度和较大的概率搜索到在搜索空间随机分布的最佳平面变换,在此基础上,融合分布式多机器人系统的栅格地图,信息共享.该算法可以应用到分布式多移动机器人系统协同环境探索,当两个机器人达到通讯范围之内,但未达到检测范围之内无法估计相对位置时,实现地图融合,尽早信息共享,有效避免冲突,提高多机器人系统的协调性及探索效率.

然而,这一算法所需计算量大,如何进行改进满足实际分布式多移动机器人系统环境探索和地图创建的实时性要求是需要进一步解决的问题.

参考文献(References):

- [1] BURGARD W, MOORS M, STACHNISS C, et al. Coordinated multi-robot exploration[J]. *IEEE Transactions on Robotics*, 2005, 21(3): 376 – 386.
- [2] ZLOT R, STENTZ A, DIAS M. B, et al. Multi-robot exploration controlled by a market economy[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2002, 3: 3016 – 3023.
- [3] MADHAVAN R, FREGENE K, PARKER L. Distributed cooperative outdoor multi-robot localization and mapping[J]. *Autonomous Robots*, 2004, 17(1): 23 – 39.
- [4] WILLIAMS S, DISSANYAKE G, DURRANT-WHYTE H. Towards multi-vehicle simultaneous localization and mapping[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2002: 2743 – 2748.
- [5] HOWARD A. Multi-robot mapping using manifold representations[C] // *Proceeding of IEEE Int Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2004: 4198 – 4203.
- [6] HUANG W H, BEEVERS K R. Topological map merging[J]. *International Journal of Robotics Research*, 2005, 24(8): 601 – 613.
- [7] DEDEOGLU G, SUKHATME G S. Landmark-based matching algorithm for cooperative mapping by autonomous robots[M] // Parker L. E., Bekey G. W., and Barhen J., editors. *Distributed Autonomous Robotic Systems*. New York: Springer-Verlag, 2000: 251 – 260.
- [8] KONOLIGE K, FOX D, LIMKETKAI B, et al. Map merging for distributed robot navigation[C] // *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. New York: IEEE, 2003: 212 – 217.
- [9] AMIGONI F, GASPARINI S, GINI M. Building segment-based maps without pose information[J]. *Proceedings of IEEE*. New York: IEEE, 2006, 94(7): 1340 – 1359.
- [10] AMIGONI F, GASPARINI S, GINI M. Good experimental methodologies for robotic mapping: a proposal[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2007: 4176 – 4181.
- [11] THRUN S, BURGARD W, FOX D. A real-time algorithm for mobile robot mapping with applications to multi-robot and 3D mapping[C] // *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*. New York: IEEE, 2000: 321 – 328.
- [12] KO J, STEWART B, FOX D, et al. A practical, decision-theoretic approach to multi-robot mapping and exploration[C] // *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems*. New York: IEEE, 2003: 3232 – 3238.
- [13] CARPIN S, BIRK A, JUCIKAS V. On map merging[J]. *Robotics and Autonomous Systems*, 2005, 53(1): 1 – 14.
- [14] BIRK A, CARPIN S. Merging occupancy grid maps from multiple robots[J]. *Proceedings of IEEE*, 2006, 94(7): 1384 – 1397.
- [15] 王小平, 曹立明. 遗传算法—理论、应用与软件实现[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [16] 段玉波, 任伟建, 霍凤财, 等. 一种新的免疫遗传算法及其应用. 控制与决策[J]. 2005, 20(10): 1185 – 1188.
(DUAN Yubo, REN Weijian, HUO Fengcai, et al. A new immune genetic algorithm and its applications[J]. *Control and Decision*, 2005, 20(10): 1185 – 1188.)
- [17] SRINIVAS M, PATNAIK L. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics*, 1994, 24(4): 656 – 667.

作者简介:

马 昕 (1970—), 女, 博士, 教授, 研究方向为多移动机器人探索、协同、环境建模, E-mail: maxin@sdu.edu.cn;

宋 锐 (1975—), 男, 博士研究生, 讲师, 研究方向为移动机器人, E-mail: rsong@sdu.edu.cn;

郭 睿 (1984—), 男, 硕士研究生, 研究方向为移动机器人环境建模, E-mail: guo1234rui@mail.sdu.edu.cn;

李贻斌 (1960—), 男, 博士, 教授, 研究方向为智能机器人, E-mail: liyb@sdu.edu.cn.