

室内噪声环境下气味源的多机器人微粒群搜索方法

张 勇, 巩敦卫, 胡 滢, 张建化

(中国矿业大学信息与电气工程学院, 江苏徐州 221116)

摘 要: 针对室内噪声环境下的气味源定位问题, 提出一种基于骨干微粒群进化的多机器人协调搜索方法. 该方法将每个机器人看作一个微粒, 机器人传感器探测到的气味浓度值作为微粒的适应值, 所有机器人组成一个进化微粒群; 采用动态统计方法在线估计机器人所测气味浓度的噪声强度, 并通过区间数表示噪声环境下微粒的适应值; 定义微粒间的概率支配关系, 更新微粒的全局和局部引导者, 并利用关于全局引导者和局部引导者的高斯采样更新机器人的位置. 最后, 通过 2 个典型实验环境, 验证了所提算法在处理噪声环境下气味源定位问题的优越性.

关键词: 气味源定位; 多机器人; 微粒群优化; 噪声; 概率支配

中图分类号: TP301 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2014)01-0070-07

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2014.01.011

A PSO-Based Multi-Robot Search Method for Odor Source in Indoor Environment with Noise

ZHANG Yong, GONG Dun-wei, HU Ying, ZHANG Jian-hua

(School of Information and Electrical Engineering, China University of Mining and Technology, Xuzhou, Jiangsu 221116, China)

Abstract: This paper studies the problem of odor source localization in noise environment, and proposes a cooperative search method of multi-robot based on particle swarm optimization. In this method, a robot is defined as a particle, odor concentration detected by sensors of this robot is regarded as the fitness of this particle, and all robots form the swarm of PSO. Using an improved bare-bones PSO to lead the particles search cooperatively odor source, a dynamical statistic method is proposed to estimate noise degree of odor concentration detected by sensors; a probability domination relationship suitable to interval fitness is defined to compare particles and update the local leaders of particles. Moreover, a Gauss sampling method based on the global and local leaders is used to update the positions of particles. Finally, the proposed method is applied to two scenarios with odor sources, and experimental results confirmed its effectiveness on solving the problem of odor source localization in noise environment.

Key words: odor source localization; multi-robot; particle swarm optimization; noise; probability domination

1 引言

机器人气味寻源问题, 又称机器人主动嗅觉, 广泛存在于生产生活各个方面, 如违禁物品检查和反恐排爆等. 受自然界中生物利用气味信息完成觅食和求偶等活动的启发, 自上世纪 90 年代开始, 学者们就尝试采用结合气味传感器的移动机器人进行气味寻源^[1]. 相对单个机器人, 由于多机器人系统具鲁棒性强、搜索效率高和可扩展等优势, 最近基于多机器人的气味寻源方法正逐渐受到关注^[2].

微粒群优化起源于自然界中鸟类和鱼群寻找食物等群体行为^[3]. 如果将一只鸟看作一个机器人, 食物看作机器人寻找的气味源, 那么, 很容易将微粒群优化技术推广到机器人气味寻源问题. 受此启发, 近几年有些学者尝试采用微粒群优化指导群机器人搜索气味源. 孟庆浩等考虑环境中障碍物和风力等实际因素对气味浓度分布的影响, 利用气味源分布概率刻画微粒的适应值, 提出了用于多机器人气味源搜索的基于概率适应度函数的微粒群优化方法^[4]; Jatmiko 等把微粒分为带电和中性两种, 通过在带电微粒之间引入互斥作用力, 防

止微粒群陷入气味浓度较高的局部峰值点,给出了一种多机器人的改进微粒群气味源搜索策略^[5];借助风的信息, Jatmiko 等又提出了基于速度禁忌区域的微粒群搜索策略,简称 WU-PSO. 为保证机器人逆风行走,该算法设置了速度禁忌区域. 若机器人的速度落入禁忌区域内,机器人则停止移动;否则,借助微粒群优化更新其位置^[6]. 巩敦卫等考虑风趋向性,结合微粒群优化给出了基于风向角的多机器人微粒群搜索方法,实验表明较其他算法的结果有了很大改善^[7].

在利用多机器人处理实际气味寻源问题时,一方面,受成本的限制,机器人通常采用测量精度低但价廉的气味传感器;另一方面,受工作环境等因素的限制,机器人定位系统所给的位置坐标值与机器人所处实际位置常存在差异. 对于机器人工作环境中任意给定的位置,由于上述两个因素的存在,传感器得到的气味浓度值往往不准确而含有噪声. 在噪声的影响下,基于微粒群优化的机器人搜索过程常出现过早停滞或者迂回不前的不足,有时甚至会被误导,以致机器人陷入伪气味源位置. 目前,尽管针对含噪性能指标优化问题,学者们已经提出了很多有效的降噪策略. 方法一是增大种群规模,从而减少噪声对进化个体适应值评价的影响^[8];方法二是增加采样次数,然后取多次采样的(加权)平均值^[9];方法三是改进微粒群优化算子^[10]. 已有成果对含噪性能指标优化问题的研究具有重要的指导作用,但是,所得成果难以应用于机器人气味寻源问题. 这是因为,一方面,由于需要增加机器人数目,第一类方法存在经济花费过高的不足;另一方面,由于分别需要机器人原地重复采样和频繁移动自身位置,后两类方法将明显延长机器人的搜索时间.

本文考虑机器人所测气味浓度含有噪声这一普遍情况,研究室内环境下基于微粒群优化的多机器人协作搜索气味源方法. 该方法将每个机器人看作一个微粒,机器人所得气味浓度值作为相应微粒的适应值,并采用一种改进的骨干微粒群优化方法引导多机器人搜索气味源.

2 微粒群优化算法

2.1 标准微粒群优化

微粒群优化将优化问题的解看作搜索空间中以一定速度飞行的鸟,每只鸟被抽象为一个微粒,在空间中搜索食物. 每个微粒有一个由优化问题决定的适应值,并记录到目前为止发现的最好位置 $\mathbf{XP}_i = (xp_{i,1}, xp_{i,2}, \dots, xp_{i,n})$,即常说的微粒局部引导者. 每个微粒记录目前为止邻域微粒发现的最好位置 $\mathbf{XG} = (xg_1, xg_2, \dots, xg_n)$,即常说的微粒全局引导者. 每次迭代时,微粒根据其局部和全局引导者决定下一步运动方向及速度. 设

第 t 代时第 i 个微粒的位置表示为矢量 $\mathbf{X}_i = (x_{i,1}, x_{i,2}, \dots, x_{i,n})$,速度表示为矢量 $\mathbf{V}_i = (v_{i,1}, v_{i,2}, \dots, v_{i,n})$,位置和速度更新公式如下^[11]:

$$v_{i,j}(t) = wv_{i,j}(t-1) + c_1r_1(xp_{i,j}(t-1) - x_{i,j}(t-1)) + c_2r_2(xg_j(t-1) - x_{i,j}(t-1)) \quad (1)$$

$$x_{i,j}(t) = x_{i,j}(t-1) + v_{i,j}(t) \quad (2)$$

其中, w 为惯性权重, c_1 和 c_2 为学习因子, r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 间的随机数; $i = 1, 2, \dots, m$, m 为微粒规模.

2.2 骨干微粒群优化

骨干微粒群优化算法 (Bare-Bones PSO, BB-PSO) 是 Kennedy 在 2003 年提出的^[15]. 该算法删除了传统的微粒位置和速度更新公式,采用基于微粒全局和局部引导者信息的高斯采样公式,更新微粒的位置:

$$x_{i,j} = N\left(\frac{xp_{i,j} + xg_j}{2}, |xp_{i,j} - xg_j|\right) \quad (3)$$

同时,作为另一种可供选择的微粒位置更新方式,文献^[15]还提出了一种称为 BBExp 的更新公式

$$x_{i,j} = \begin{cases} N\left(\frac{xp_{i,j} + xg_j}{2}, |xp_{i,j} - xg_j|\right), & \text{if } U(0,1) < 0.5 \\ xp_{i,j}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

3 基于骨干微粒群进化的多机器人协作搜索气味源方法

解决噪声环境下气味源定位问题,将每个机器人看作一个微粒,所有机器人组成一个微粒群,本文提出一种基于骨干微粒群优化的多机器人协作搜索气味源的方法. 首先,给出传感器所测气味浓度值的噪声强度的一种在线估计方法,并采用区间数表示微粒的适应值;其次,为比较具有区间适应值的微粒的优劣,给出一种微粒之间的概率支配关系;随后,基于概率支配关系,给出改进的微粒引导者的更新方法;接着,介绍一种带随机扰动的高斯采样公式用来更新微粒的位置;最后,给出所提方法的执行步骤.

3.1 噪声强度的在线估计

对于机器人 i ,当其从先前位置 $\mathbf{X}_i(t-1)$ 移动到当前位置 $\mathbf{X}_i(t)$ 过程中,以固定间距 d 依次采样途中不同位置上的气味浓度值,直到到达位置 $\mathbf{X}_i(t)$. 不妨记途中采样位置集合为 $\{a_1, a_2, \dots, a_m\}$,这些位置上机器人所测气味浓度值分别为 $\{f(a_1), f(a_2), \dots, f(a_m)\}$ ($m > 1$),那么,当前位置 $\mathbf{X}_i(t)$ 上机器人所测气味浓度值受噪声影响的强度可近似估计为

$$\rho_i(t) = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |f(a_j) - 0.5(f(a_{j-1}) + f(a_{j+1}))| \quad (5)$$

其中, t 为微粒群的迭代次数; $a_0 = \mathbf{X}_i(t-1)$ 和 $a_{m+1} = \mathbf{X}_i(t)$; $e_i = |f(a_j) - 0.5(f(a_{j-1}) + f(a_{j+1}))|$ 为中途位

置 j 上机器人测量到的气味浓度值与估计值(位置 j 两侧相邻位置上所测气味浓度值的平均值)之间的绝对差值. 特别地, 当 $\mathbf{X}_i(t-1)$ 与 $\mathbf{X}_i(t)$ 之间距离小于采样间距 d 时, 本文取 $\rho_i = |f(\mathbf{X}_i(t-1)) - f(\mathbf{X}_i(t))|$. 采样间距由机器人的移动速度和传感器的响应时间等实际因素共同决定.

设位置 $\mathbf{X}_i(t)$ 上机器人所测气味浓度值为 $f(\mathbf{X}_i(t))$, 显然, $\mathbf{X}_i(t)$ 上真实的气味浓度值将以很大的概率落于区间 $[f(\mathbf{X}_i(t)) - \rho_i(t), f(\mathbf{X}_i(t)) + \rho_i(t)]$. 本文将该区间值作为当前位置上微粒的适应值, 即取 $\bar{f}(\mathbf{X}_i(t)) = [f(\mathbf{X}_i(t)) - \rho_i(t), f(\mathbf{X}_i(t)) + \rho_i(t)]$, 用来指导微粒进化.

3.2 微粒的优劣比较

基于 3.1 节方法, 微粒的适应值不再是精确数而变为区间数, 由此, 微粒间的优劣比较变为所对应区间适应值间的比较. 比较区间数之间的优劣, 学者们已经提出了很多方法^[12]. 在前期工作中, 我们给出了一种 P -可信度指标^[13]用来比较区间数的优劣. 基于 P -可信度指标, 本文定义一种用于微粒比较的概率支配关系.

P -可信度指标: 设 I 为实数空间 \mathbb{R} 中闭区间集合, 定义区间 \bar{A} 大于区间 \bar{B} 的可信度 $P: I \times I \rightarrow [0, 1]$ 如式 (6)(7) 所示

$$P_{\bar{A} \geq \bar{B}} = P(a^- + 2w(A)\xi \geq b^- + 2w(B)\eta) \quad (6)$$

其中, ξ, η 为 $[0, 1]$ 上均匀取值的随机变量. 此时 $P_{\bar{A} \geq \bar{B}}$ 可解释为“区间数 \bar{A} 大于区间数 \bar{B} ”这一命题成立的概率.

$$P_{\bar{A} \geq \bar{B}} = \begin{cases} 1, & a^- \geq b^+ \\ 1 - \frac{(b^+ - a^-)^2}{8w(A) \cdot w(B)}, & b^- < a^- < b^+ < a^+ \\ \frac{m(\bar{A}) - b^-}{2w(B)}, & b^- \leq a^- < a^+ \leq b^+ \\ \frac{a^+ - m(\bar{B})}{2w(A)}, & a^- < b^- < b^+ < a^+ \\ \frac{(a^+ - b^-)^2}{8w(A) \cdot w(B)}, & a^- < b^- < a^+ < b^+ \\ 0, & b^- \geq a^+ \end{cases} \quad (7)$$

对于任意两个微粒 $\mathbf{X}_i(t)$ 和 $\mathbf{X}_j(t)$, 设其适应值分别为区间 $\bar{f}(\mathbf{X}_i(t))$ 和 $\bar{f}(\mathbf{X}_j(t))$, 且 $\bar{f}(\mathbf{X}_i(t)) \geq \bar{f}(\mathbf{X}_j(t))$ 的可信度为 $P_{\bar{f}(\mathbf{X}_i(t)) \geq \bar{f}(\mathbf{X}_j(t))}$, 那么, 称 $\mathbf{X}_i(t)$ 以 $P_{\bar{f}(\mathbf{X}_i(t)) \geq \bar{f}(\mathbf{X}_j(t))}$ 的概率支配 $\mathbf{X}_j(t)$; 类似地, 称 $\mathbf{X}_j(t)$ 以 $1 - P_{\bar{f}(\mathbf{X}_i(t)) \geq \bar{f}(\mathbf{X}_j(t))}$ 的概率支配 $\mathbf{X}_i(t)$.

3.3 基于概率支配的微粒引导者更新

微粒引导者包括微粒全局引导者和局部引导者两部分. 微粒局部引导者是指微粒从初始到目前迭代次数所经历的最好位置, 它可以看作是微粒的记忆. 设微粒 $\mathbf{X}_i(t)$ 当前的局部引导者为 $\mathbf{XP}_i(t)$, 第 $t+1$ 代新生

微粒为 $\mathbf{X}_i(t+1)$, 机器人由位置 $\mathbf{X}_i(t)$ 到达 $\mathbf{X}_i(t+1)$ 时中途测量点的集合为 $\{a_1, a_2, \dots, a_m\}$, 本文概率选择 $\{a_1, a_2, \dots, a_m, \mathbf{XP}_i(t), \mathbf{X}_i(t+1)\}$ 中的最优位置作为微粒新的局部引导者. 首先, 从 $\{a_1, a_2, \dots, a_m, \mathbf{X}_i(t+1)\}$ 中确定实测气味浓度值最大的位置, 并将其作为候选局部引导者 $\mathbf{XP}'_i(t+1)$; 接着, 计算 $\bar{f}(\mathbf{XP}'_i(t+1)) \geq \bar{f}(\mathbf{XP}_i(t))$ 的可信程度 $P_{\bar{f}(\mathbf{XP}'_i(t+1)) \geq \bar{f}(\mathbf{XP}_i(t))}$. 如果 $P_{\bar{f}(\mathbf{XP}'_i(t+1)) \geq \bar{f}(\mathbf{XP}_i(t))}$ 大于 $[0, 1]$ 之间产生的随机数, 则选择 $\mathbf{XP}'_i(t+1)$ 作为新的局部引导者; 否则, 先前局部引导者保持不变.

微粒全局引导者为其邻域微粒目前找到的最佳位置. 本文考虑邻域为整个微粒群的全局版 PSO 模型, 选择整个微粒群目前为止发现的最佳位置作为微粒群的全局引导者. 假设第 $t+1$ 代新生微粒群为 $\mathbf{S}(t+1) = \{\mathbf{X}_1(t+1), \mathbf{X}_2(t+1), \dots, \mathbf{X}_N(t+1)\}$, 微粒的全局引导者为 $\mathbf{XG}(t)$, 更新方法如下: 首先考虑第 1 个微粒 $\mathbf{X}_1(t+1)$, 计算其大于 $\mathbf{XG}(t)$ 的可信程度 $P_{\bar{f}(\mathbf{X}_1(t+1)) \geq \bar{f}(\mathbf{XG}(t))}$. 如果 $P_{\bar{f}(\mathbf{X}_1(t+1)) \geq \bar{f}(\mathbf{XG}(t))} > 0.5$, 则取 $\mathbf{XG}(t+1) = \mathbf{X}_1(t+1)$, 否则, 取 $\mathbf{XG}(t+1) = \mathbf{XG}(t)$; 接着, 采用相同的方法比较微粒 $\mathbf{X}_2(t+1)$ 与 $\mathbf{XG}(t+1)$ 之间优劣, 并选择被占优概率小的一个作为新的全局引导者; 以此类推, 直到第 N 个微粒.

上述方法以一定概率选择次优位置作为微粒的局部引导者, 可以提高微粒群的多样性, 有效避免微粒陷入局部最优位置. 而在每次迭代过程中, 仅选择被占优概率最小的微粒作为微粒群的全局引导者, 这可以有效保证微粒群的收敛性.

3.4 微粒新位置的产生

与传统微粒群优化算法相比, 骨干微粒群优化算法具有结构简洁和控制参数少的优点. 然而, 分析式 (3) 和 (4) 可以看出, 当微粒接近全局引导者时, 由于微粒局部引导者和全局引导者近似相等, 微粒将立刻停止进化; 此时如果微粒全局引导者为一个次优点, 那么, 搜索过程的终止势必造成微粒群的早熟收敛, 进而影响气味源定位的成功率. 为克服上述问题, 本文给出一种带扰动因子的改进微粒位置更新公式:

$$x_{i,j}(t+1) = \begin{cases} N\left(\frac{xp_{i,j}(t) + xg_j(t)}{2}, |xp_{i,j}(t) - xg_j(t)| + \delta\right), & \text{if } U(0,1) < 0.5 \\ xp_{i,j}(t), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (8)$$

其中, δ 为 $[0, 1]$ 间的随机数.

3.5 算法的终止条件

由于微粒全局引导者始终为微粒群发现的最佳位置, 因此, 本文利用全局引导者状态的变化判断是否发

现气味源.在 T 次连续迭代中,如果全局引导者的状态同时满足下面两个条件,则认为微粒群发现气味源.

条件 1:该微粒位置的变化范围小于阈值 ϵ_1 ;

条件 2:该微粒所测气体浓度的平均值大于阈值 ϵ_2 .

条件 1 表明微粒群已经收敛到一个小的区域,而条件 2 表明该区域已包含气味源.两个阈值的设定本文不作精确的定量规定.通常微粒位置的变化阈值介于机器人直径的 2~3 倍,气体浓度阈值介于气体浓度最高值的 95% 以上即认为满足.

如果微粒群发现气味源,则立刻停止进化,输出结果.此外,考虑问题的实时性要求,本文设置最大迭代次数 T_{\max} .当算法在最大迭代次数内仍未发现气味源,则强制终止算法.

3.6 具体执行步骤

结合前述工作,所提方法描述如下:

步骤 1 在整个工作空间内随机分配每个机器人的位置;

步骤 2 烟羽发现阶段.在没有测得任何气味信息的情况下,机器人在任意边界形状的区域中进行流向随动双向 Z 字形^[14]的烟羽搜寻;

步骤 3 基于骨干微粒群优化的烟羽跟踪.机器人在工作空间内随机运动,若某一机器人测得烟羽气味,则将每个机器人视为一个微粒,所有机器人组成一个微粒群,执行下述步骤:

步骤 3.1 初始化.设置微粒的当前位置为其局部引导者,当前位置上机器人所测气味浓度值作为微粒的适应值,并选择被占优概率最小的微粒作为微粒群的全局引导者;

步骤 3.2 利用 3.4 节方法生成新的微粒位置,并采用人工势场法^[16]指导机器人到达新生位置.在机器人移动过程中,每隔固定距离 d 记录途经位置上的气味浓度值;

步骤 3.3 用 3.2 节方法确定微粒的区间适应值;

步骤 3.4 用 3.3 节方法更新微粒的全局引导者和局部引导者;

步骤 3.5 判断是否满足 3.5 节描述的两个条件,若满足,则终止搜索过程,并反馈气味源位置信息;如果达到最大迭代次数,则强制终止搜索,并反馈失败警告;否则,返回步骤 3.2.

进一步,图 1 给出了上述算法的流程图.

4 实验及其分析

4.1 工作环境

为验证所提方法的有效性,使用 Fluent 软件设计了 2 个实验环境.所有实验环境拥有相同的基本信息:一个 $10 \times 10\text{m}^2$ 的工作环境,2 个宽 2m 的进风口(记为 in-I

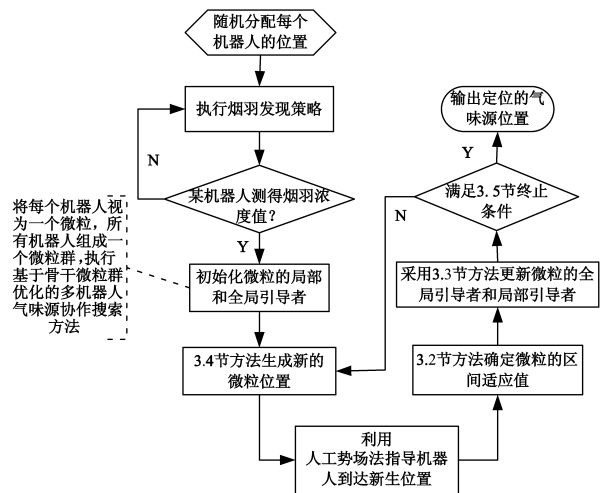


图1 所提算法流程图

与 in-II),一个宽 2m 的出风口,一个 100ppm 浓度的乙醇气味源.2 个进风口的位置分别为 $(x=0, y=[8, 10])$ 与 $(x=0, y=[0, 2])$,出风口位置为 $(x=10, y=[4, 6])$.环境 1 中进风口 in-I 和 in-II 处风速均为 1m/s;环境 2 中进风口 in-I 处风速为 1m/s, in-II 处风速 0.1m/s.乙醇源的位置是 $(1.8, 7.1)$.传感器所测气体浓度包含强度为 $\rho = U(0, 10)$ 的白噪声.

图 2 给出了 2 个实验环境的可视状态,其中箭头表

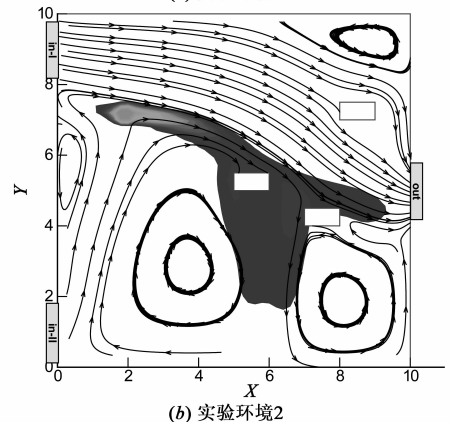
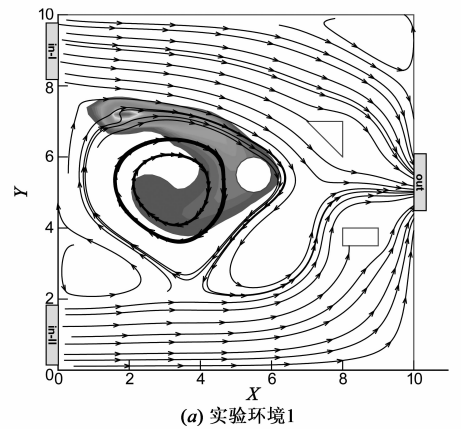


图2 两个实验环境的可视图

示风向,实线越密集表明风速越大.符号“in-I”与“in-II”分别表示两个进风口,“out”表示出风口;环境中颜色越亮,表明乙醇气味浓度越大;红边白心图形为障碍物.

4.2 对比方法与评价指标

为验证所提方法的性能,将本文方法与3种PSO算法进行比较,即混合骨干PSO算法(HBPSO)^[17]、WU-PSO算法^[6],以及基于风向角的多机器人微粒群搜索方法(WPSO)^[7].表1展示了上述4种算法所需主要参数的设置情况.本文方法在估计噪声强度时机器人的采样间距取0.2m.

表1 参数设置

	种群规模	惯性权重	迭代次数	学习因子 c_1 和 c_2
HPSO	10	—	100	—
WU-PSO	10	0.6	100	2
WPSO	10	0.6	100	自适应调整 ^[9]
本文方法	10	—	100	—

采用3种指标评价算法的性能:第1个指标是成功率(Success Rate, SR),为某一方法成功找到气味源的次数与总实验次数的比值,该指标反映了气味源搜索方法成功定位气味源的鲁棒性;第2个指标是能量消耗(Energy Consumption, EC),为某一方法成功找到气味源时所有机器人走过路径的总和,该指标反映气味源搜索方法的搜索效率;第3个指标是算法的迭代次数(Iteration Times, IT),在忽略气味源定位这一应用背景下,该指标反映了算法的收敛速度.

4.3 性能分析

本节通过分析基于概率支配的微粒引导者更新方法,以及改进的微粒更新公式对所提方法性能的影响,论证本文所做工作的重要性.为此,考虑如下三种情况:方法1,采用不考虑噪声强度的传统方法更新微粒的引导者^[11],其他算子保持不变;方法2,采用式(4)更新微粒位置,其他算子保持不变;方法3,本文所提方法的完整版.

针对环境1和2,分别运行上述3种方法100次,表2展示了它们关于成功率、能量消耗和迭代次数等三个性能指标的平均结果.比较方法1和方法3可以看出,对于环境1,在保持机器人的能量消耗基本不变的情况下(方法3比方法1仅高出7.7个单位的能量消耗),所提微粒引导者更新方法明显提高了本文方法的成功率,方法3的成功率达99%;对于环境2,尽管所提微粒引导者更新方法增加了本文方法的能量消耗,但是,本文方法的成功率得到了显著改善,相比方法1提高了45个百分点.比较方法2和方法3可以看出,对于环境1和环境2,在牺牲部分能量消耗值的前提下,改进的微粒更新公式皆提高了本文方法的成功率.由于气味源

定位问题最核心的任务是成功找到气味源,因此,方法3的总体性能要优于方法1.

表2 3种方法关于成功率、能量消耗和迭代次数的平均结果

环境	环境1			环境2		
	SR	EC	迭代次数	SR	EC	迭代次数
方法1	77%	348.0	31.7	47%	441.5	74.3
方法2	89%	273.6	23.5	84%	517.6	40.8
方法3	99%	355.7	21.5	92%	604.0	31.8

4.4 微粒群规模的灵敏度分析

以实验环境1为例,本节分析微粒群规模 m 对方法性能的影响.将微粒群规模设为3~30,表3出示了不同微粒群规模所对应的SR与EC值.从该表可以看出,随着微粒群规模的增大,本文所提方法的成功率逐渐升高,当 $m \geq 10$ 时稳定在99~100%.同时,随着微粒群规模的增大,机器人的能耗指标EC也越来越大.因此,对于实验环境1,当 $10 \leq m \leq 15$ 时,微粒群规模的取值更为合理.另外,考虑到机器人数量的增加会直接导致系统成本的增加,本文取 $m = 10$.

表3 微粒群规模对算法性能的影响

m	3	6	10	15	20	25	30
SR	55%	90%	99%	100%	99%	99%	100%
EC	189	287	356	389	411	451	524

4.5 对比实验及分析

(1) 实验环境1

针对环境1的气味源定位问题,分别独立运行4种方法100次.表4展示了4种方法的平均定位成功率、平均能量耗时和平均迭代次数.由表4可以看出,对于环境1,本文方法获得了最高的成功率,以及次优的能量消耗值,它们分别是SR=99%和EC=355.7;WU-PSO方法得到了最小的能量消耗值,但其定位成功率要小于本文方法和其他两种比较算法;HBPSO获得了排名第2的定位成功率,但是,由于单纯形法带来的额外花费,其能量消耗值EC最大.

表4 实验环境1下4种方法的平均定位成功率、能量耗时和迭代次数

	SR	EC	迭代次数
HBPSO	93%	607.6	37.0
WU-PSO	51%	256.2	72.2
WPSO	89%	438.6	42.4
本文方法	99%	355.7	21.5

此外,对比4种算法的平均迭代次数,可以看出,本文算法仅需21.5次迭代即可找到问题的最优解,而排第二的HBPSO需要37.0次迭代.可见,在忽略气味源

定位这一应用背景下,本文方法展现出了快的收敛速度。

以进化代数作为横坐标轴,以微粒全局引导者距离气味源的距离作为纵坐标轴,图 3 展示了 4 种方法处理环境 1 时所得一组结果的变化曲线.比较 4 种方法的变化曲线,可以看出:(1)受噪声的影响,4 种方法中的微粒全局引导者皆存在不同程度的短暂的退化现象,但是,总体而言,随着微粒群的进化,微粒全局引导者仍是逐渐朝气味烟羽移动,并最终确定气味源位置;(2)在相同的进化代数内,相比其他 3 种方法,本文方法中的全局引导者更接近气味源。

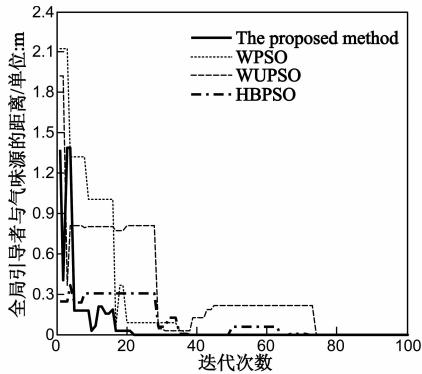


图3 四种方法处理环境1时所得一组结果

(2) 实验环境 2

针对包含障碍物的环境 2,分别独立运行每种方法 100 次,表 5 展示 4 种方法的平均定位成功率、平均能量耗时和平均迭代次数.由表 5 可以看出,本文方法获得了最高的成功率,以及次优的能量消耗值,它们分别是 $SR = 92\%$ 和 $EC = 604.0$; WU-PSO 方法得到了最优的能量消耗值,但其定位成功率明显小于本文方法及其他两种算法;HBPSO 获得了次优的 SR 值和最差的 EC 值,分别为 87% 和 917.1 。

表 5 实验环境 2 下 4 种方法的平均定位成功率、能量耗时和迭代次数

评价指标	SR	EC	迭代次数
HBPSO	87%	917.1	44.5
WU-PSO	57%	421.4	64.2
WPSO	77%	734.8	52.4
本文方法	92%	604.0	31.8

此外,对比 4 种算法的平均迭代次数,可以看出,本文算法仅需 31.8 次迭代即可找到问题的最优解,而 WU-PSO 算法则需要 64.2 次迭代.可见,在忽略气味源定位问题这一应用背景下,本文方法展现出了最快的收敛速度。

进一步,针对该实验环境图 4 给出了 4 种方法的气

味源搜索过程,其中圆表示机器人,唯一的菱形表示气味源.可以看出,在相同的进化代数内,本文方法中的最佳位置比其他 3 种方法更接近气味源;在微粒群进化到第 40 代时,本文方法和 HBPSO 成功找到了气味源。

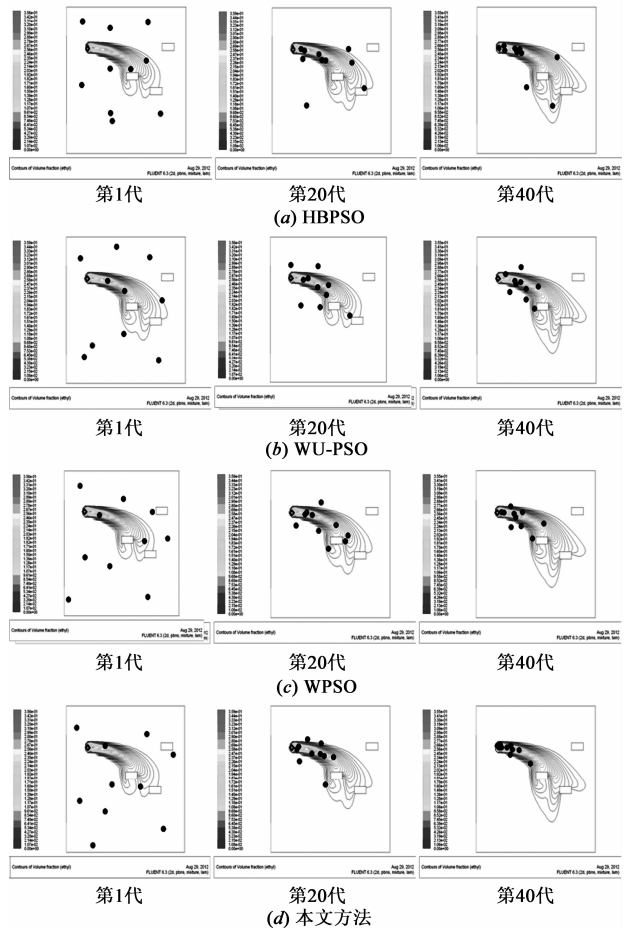


图4 针对实验环境2不同方法的搜索过程

5 结论

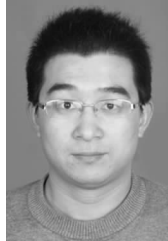
针对室内噪声环境下的气味源定位问题,本文通过在线估计噪声强度,定义微粒间的概率支配关系,以及改进微粒引导者和微粒位置的更新方法,提出一种用于协调多机器人进行气味源搜索的骨干微粒群优化方法.实验结果说明了本文所提方法解决气味源定位问题有非常优越的性能.如何处理实际环境中气味源动态移动的情况,如何将所提方法用于实际工作,都是我们将来进一步研究的问题。

参考文献

- [1] H Ishida, K Suetsugu, T Nakamoto, et al. Study of autonomous mobile sensing system for localization of odor source using gas sensors and anemometric sensors[J]. Sensors and Actuators A: Physical, 1994, 45(2): 153 - 157.

- [2] 薛颂东, 曾建潮. 群机器人研究综述[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(2): 177 - 185.
S D Xue, J C Zeng. Swarm robotics: a survey pattern recognition and artificial intelligence[J]. 2008, 21(2): 177 - 185. (in Chinese)
- [3] J Kennedy, R C Eberhart. Particle swarm optimization [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks[C]. NJ: IEEE Piscataway, 1995. 1942 - 1948.
- [4] 李飞, 孟庆浩, 李吉功, 等. 基于 P-PSO 算法的室内有障碍通风环境下的多机器人气味源搜索[J]. 自动化学报, 2009, 35(12): 1573 - 1579.
F Li, Q H Meng, J G Li, et al. P-PSO algorithm based on multi-robot odor source search in ventilated indoor environment with obstacles[J]. Acta Automatica Sinica, 2009, 35(12): 1573 - 1579. (in Chinese)
- [5] W Jatmiko, Y Ikemoto, T Matsuno, et al. Distributed odor source localization [A]. In Proceedings of IEEE Sensors [C]. NJ: IEEE Piscataway, 2005. 254 - 257.
- [6] W Jatmiko, et al. A PSO based mobile robot for odor source localization in dynamic advection-diffusion with obstacles environment: theory, simulation and measurement[J]. IEEE Computational Intelligence Magazine, 2007, 2(2): 37 - 51.
- [7] D W Gong, C L Qi, Y Zhang, M Li. Modified particle swarm optimization for odor source localization of multi-robot [A]. Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation [C]. NJ: IEEE Piscataway, 2011. 130 - 136.
- [8] 周勇, 巩敦卫. 交互式遗传算法的噪声及降噪策略[J]. 控制理论与应用, 2008, 25(2): 221 - 227.
Y Zhou, D W Gong. Noises in interactive genetic algorithms and strategies for its reduction[J]. Control Theory & Applications, 2008, 25(2): 221 - 227. (in Chinese)
- [9] H Pan, L Wang, B Liu. Particle swarm optimization for function optimization in noisy environment [J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 181(2): 908 - 919.
- [10] L Han, X He. A novel opposition-based particle swarm optimization for noisy problems[A]. Proceedings of the Third International Conference on Natural Computation [C]. DC, USA: IEEE Computer Society, 2007, 3. 624 - 629.
- [11] Y Shi, R C Eberhart. A modified particle swarm optimizer [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation[C]. NJ: IEEE, 1998. 69 - 73.
- [12] 张敏慧, 马龙华, 等. 区间数不等式约束不确定系统的线性规划[J]. 运筹与管理, 2005, 14(2): 32 - 36.
M H Zhang, L H Ma, et al. The linear programming of uncertain system with interval inequation constraint coefficients[J]. Operations Research and Management Science, 2005, 14(2): 32 - 36.
- [13] 张勇, 巩敦卫, 等. 带区间约束不确定系统的确定型模型研究[J]. 系统工程理论与实践, 2009, 29(2): 127 - 133.
Y Zhang, D W Gong, et al. Research on certainty model for uncertainty system with interval constraints[J]. Systems Engineering-theory & Practice, 2009, 29(2): 127 - 133. (in Chinese)
- [14] R A Russell. Chemical source location and the roboMole project [A]. Proceedings of the Australasian Conference on Robotics and Automation[C]. NJ: IEEE, 2003. 1 - 6.
- [15] J Kennedy. Bare bones particle swarms [A]. Proceedings of the 2003 IEEE Swarm Intelligence Symposium [C]. NJ: IEEE, 2003. 80 - 87.
- [16] J Borenstein, Y Koren. Real-time obstacle avoidance for fast mobile robots [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1989, 19(5): 1179 - 1187.
- [17] P P Wang, L P Shi, Y Zhang, L Han. A hybrid simplex search and modified bare-bones particle swarm optimization[J]. Chinese Journal of Electronics, 2013, 22(1): 104 - 108.

作者简介



张勇 男, 1979 年 9 月出生于山东省莱芜市, 博士, 副教授. 主要研究方向: 群体智能和机器人协作等.

E-mail: yongzh401@126.com



巩敦卫 男, 1970 年 3 月出生于江苏铜山, 博士, 教授, 博士生导师. 主要研究方向: 基于搜索的软件工程、智能优化与控制.

E-mail: dwgong@vip.163.com