DOI: 10.3724/SP.J.1218.2013.00283

# 室内通风环境下基于模拟退火算法的单机器人气味源定位

# 王 阳,孟庆浩,李 腾,曾 明

(天津大学电气与自动化工程学院机器人与自主系统研究所,天津 300072)

摘 要: 针对室内通风环境下的气味源定位问题,提出了一种基于模拟退火策略的单机器人气味源定位算法. 受流场的控制,室内气味源释放的烟羽除了具有蜿蜒和间歇特性外,还会在涡流区域形成局部浓度极大值.本文将 气味源定位看作是一种动态函数寻优问题,使用模拟退火策略求取浓度分布函数的最优解,即气味源所在位置.算 法不依赖风信息,从而可以减少流场波动造成的影响.同时通过研究气味浓度与气味源距离之间的关系,提出了一 种与气味源距离呈近似线性关系的模拟退火目标函数.真实室内通风环境下的实验表明,使用本文提出的算法,机 器人能够在 8 m×6 m 区域内跟踪烟羽并定位气味源,平均定位时间约为 10 min,且在搜索过程中可以有效地跳出局 部极大值.

**关键词:**移动机器人;模拟退火;主动嗅觉;烟羽跟踪;气味源确认;室内通风环境 中图分类号: TP24 **文献标识码:** B **文章编号:** 1002-0446(2013)-03-0283-09

## Single-Robot Odor Source Localization in a Ventilated Indoor Environment Using Simulated Annealing Algorithm

WANG Yang, MENG Qinghao, LI Teng, ZENG Ming

(Institute of Robotics and Autonomous Systems, School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** Aiming at the odor source localization in a ventilated indoor environment, a simulated annealing based odor source localization algorithm for a single robot is proposed. Dominated by the flow field, the plume released from an odor source in the room is meandering and intermittent. Moreover, the local concentration maxima may appear in the eddy areas. In this paper, the odor source localization is regarded as a dynamic function optimization problem. The simulated annealing strategy is used to obtain the optimal solution of the concentration distribution function, namely the location of the odor source. The algorithm doesn't need the wind information, so the influence of the flow-field fluctuation is reduced. The relationship between odor concentration and odor-source distance is also studied, and an objective function for simulated annealing that is approximately linear with the odor source distance is presented. The experiments in an actual ventilated indoor environment show that the robot using the proposed method can trace the dynamic odor plume and eventually declare the odor source in an 8 m×6 m region, and the average localization time is about 10 min. In the search process, the robot is able to jump out of the local maxima effectively.

Keywords: mobile robot; simulated annealing; active olfaction; plume tracing; odor source declaration; ventilated indoor environment

## 1 引言 (Introduction)

在生物界中,嗅觉是一种重要的感觉.很多生物都需要借助于嗅觉来完成与其生存息息相关的活动,例如寻找同类、标记地盘、躲避敌害和寻找食物等,典型的如在地上生活的老鼠、犬类<sup>[1]</sup>,在水中生活的龙虾、鲨鱼等<sup>[24]</sup>.受到生物嗅觉行为的启发,从20世纪90年代开始,一些研究者使用载有气体传感器的移动机器人实现搜索和确定气味源的功

能,该研究称为移动机器人气味源定位(odor source localization)<sup>[5]</sup>,也称为移动机器人主动嗅觉(active olfaction)<sup>[6]</sup>.在检测有害气体泄露、反恐排爆、搜查违禁物品、灾后救援和环境保护等方面,相比于已有的一些被动感知的传感器检测系统,移动嗅觉机器人可以主动地寻找目标化学物质并确定其所在位置;而相比于受过训练的工作动物,移动嗅觉机器人不仅可以克服其易疲劳和注意力易分散的缺点,更重要的是能够进入人和动物不能进入的危险

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61271321,60875053);教育部新世纪优秀人才计划资助项目(NCET-07-0600). 通讯作者:孟庆浩,qh.meng@tju.edu.cn 收稿/录用/修回:2012-09-27/2012-11-08/2012-11-22

场所.

气味分子从气味源释放,在空气中随风飘散所 形成的空间分布称为烟羽.在现实环境中,大部分 情况下气流都处于湍动状态.在空气湍流的作用下, 烟羽受大尺度湍涡的影响而形成蜿蜒分布;烟羽内 部则被小尺度湍涡撕碎成不规则的丝絮状结构.在 这两种作用影响下形成了烟羽蜿蜒而又间歇的浓度 场.同时由于湍流的混沌特性,使得烟羽路径难以 估计和预测.因此,使用移动机器人跟踪烟羽并定 位其源头是一项十分困难的工作.

对于2维区域内的单个气味源搜索过程,主动 嗅觉可分解为3个子任务<sup>[7]</sup>,即烟羽发现(plume finding)、烟羽横越(plume traversal)和气味源确认 (odor source declaration).烟羽发现是指机器人在搜 索开始阶段寻找气味烟羽的过程.烟羽横越也称为 烟羽跟踪(plume tracing),是机器人根据已获得的 气味信息规划运动路径,从而向气味源移动的过程. 气味源确认是指根据算法运算结果给出气味源具体 位置的过程.目前大多数文献都集中在烟羽横越过 程的研究,有关烟羽发现和气味源确认的文献数量 较少.

机器人气味源定位的方法可大致分为生物启 发式和工程两大类. 早期的研究以生物启发式方法 为主. 顾名思义, 生物启发式方法来源于对生物定 位气味源行为的模仿. 微观世界的生物在获取养分 的过程中表现为一种化学趋向性 (chemotaxis). E. coli 算法<sup>[8]</sup> 便是受大肠杆菌(E. coli) 在黏性环境 中的搜索行为启发而提出的一种化学趋向性烟羽 跟踪方法.尽管该算法源于微观黏性环境,但一些 学者经过改进把它应用于大尺度湍流主控环境里, 如 BRW (biased random walk) 算法 <sup>[9]</sup>、Lévy-taxis 算 法<sup>[10]</sup>等. 很多宏观世界的生物由于生活在湍流主控 的流体环境中,在定位气味源过程中表现出一种风 趋向性(anemotaxis). 基于这种风趋向性的气味源定 位算法包括飞蛾算法<sup>[11]</sup>,模仿蜣螂的 Zigzag/Dung Beetle 算法<sup>[12]</sup>, 张小俊等<sup>[13]</sup> 提出的基于生物捕食行 为的机器人气味源定位策略等. Spiral-surge 算法 [7] 在一定程度上也借鉴了生物的风趋向性行为.尽管 生物在定位气味源方面表现出色,但是由于现有气 味传感和机器人运动等方面的能力要远逊于生物, 因此生物启发式算法并不十分适应机器人的硬件水 平 [14].

随着机器人主动嗅觉研究的深入,研究者开始运用流体力学、概率论以及信息论等方面的知识设计气味源定位算法,即工程方法. Vergassola 等<sup>[15]</sup>

提出了基于熵减的信息趋向性(infotaxis)算法. Moraud 和 Martinez<sup>[16]</sup> 在室内人工风场环境使用真实机 器人对该算法进行了验证. Zarzhitsky 等<sup>[17]</sup> 基于流 体力学散度理论提出了通量趋向性 (fluxotaxis) 算 法. Kowadlo 等<sup>[18]</sup> 采用朴素物理学思想构建封闭环 境的流场模型,并采用贝叶斯推理构建多假设树搜 索气味源. Liang 等<sup>[19]</sup> 提出了一种基于单纯形法的 烟羽跟踪算法,并在封闭的室内环境下验证了算法 的有效性. 王俭等<sup>[20]</sup>提出一种用于地下气味源搜索 的变步长的六边形算法. 骆德汉等 [21] 提出了一种基 于修正蚁群算法的气味源定位策略,并通过仿真对 算法进行了验证. 李吉功等 [22] 提出在线估计气味 包路径的方法用于引导机器人跟踪气味烟羽. Ishida 等<sup>[23]</sup>根据气体传感器输出来拟合气味分布模型,以 此来远距离估计气味源位置,并通过室内环境中的 实验验证算法的有效性. Pang 等<sup>[24]</sup> 采用贝叶斯推 理估计气味源的似然地图,并基于水下实际数据平 台验证了所提算法的性能. Li 等<sup>[25]</sup> 采用粒子滤波 算法在室外100m<sup>2</sup>的空间范围内实现了气味源的位 置估计. 与生物启发式方法相比, 工程方法充分地 利用了机器人的计算资源,其中一些方法能够估计 气味源的位置<sup>[24-25]</sup>,而一些方法则能够给出优化的 搜索路径 [15,18,22].

目前,对主动嗅觉的研究大多数是在仿真环境 或人工风场环境中进行的,而针对室内自然通风环 境的研究还较少.在室内自然通风环境中,室内气 流受通风口处(门、窗等)的室外自然气流的影响, 风速和风向有较大幅度的波动;同时由于室内边界 条件的限制,在一些区域(如房间的角落)会形成较 大范围的涡流.可以说,室内自然通风环境的流场 要比仿真和人工风场环境复杂得多,在这种情况下, 使用风趋向性算法的效果并不理想.另一方面,气 味浓度还会在涡流的范围内逐渐积累,形成局部高 浓度区域,使气味源搜索容易陷入局部最优.

本文将模拟退火算法应用于室内通风环境下单 机器人的气味源定位研究,这在现有的文献中还未 见报道.模拟退火算法是一种全局优化算法,其优 点是优化结果对初始状态的选取不敏感,并且能够 跳出局部最优.本文提出的基于模拟退火策略的气 味源定位算法,除了可以引导机器人逐渐趋近气味 源(即实现烟羽跟踪)外,在退火过程中还可以使最 优状态逐渐向气味源收敛,气味源的位置也随之确 定(即实现气味源确认).因此该算法较以往的只涉 及烟羽跟踪或气味源确认其中一个方面的方法具有 一定的优越性.同时,本文提出的算法不需要风信 息,因此受复杂流场环境中风速和风向波动的影响 要小得多.

2 室内通风条件下的气味源定位 (Odor source localization in a ventilated indoor environment)

#### 2.1 问题描述

考虑 2 维气味源定位问题,浓度场可以认为是 一个定义在 2 维平面内的多元函数,其最大值位于 气味源附近.机器人定位气味源的过程则可以看作 是对该函数进行寻优,其数学描述如下:

$$\max_{\boldsymbol{X}\in S} f(\boldsymbol{X},t), \quad \boldsymbol{X} = (x,y) \tag{1}$$

其中, **X** 表示位置, **S** 表示搜索区域.室内浓度场分 布函数  $f(\mathbf{X},t)$  具有如下特点: 1) 时变性:气味烟羽 受时变的湍动气流支配,空间点 (x,y) 的浓度值除了 和位置有关,还与时间 t 有关. 2) 不连续性:在 2 维 平面内,烟羽内部浓度场具有间歇性,即对于给定 位置  $\mathbf{X}_0$ ,当经过一小段时间  $\Delta t$ ,浓度值会产生很大 幅度的变化.文献表明,烟羽中浓度脉冲的宽度可 以达到 0.01 s 的数量级 <sup>[26]</sup>.对于同一时刻 t,当位置 变化  $\Delta \mathbf{X}$  时,浓度同样会有大幅度的变化.因此描述 烟羽的多元函数是不连续的.3) 存在多极值:由于 室内边界条件的限制,浓度会积累在某些非气味源 区域,形成高浓度区,即局部极大值区域.因此函数  $f(\mathbf{X},t)$  在定义域上存在多个极值点.

在室内通风环境下进行气味源定位,由于不能 形成完整浓度梯度且梯度通常并不指向气味源,因 此根据梯度进行搜索往往效果并不理想.而使用局 部搜索方法对浓度场函数寻优则可能陷入局部最 优.模拟退火算法作为一种全局优化算法,具有高 效、鲁棒、通用、灵活的特点,优化解的质量受初始 状态影响较小,且性能不因组合优化问题实例的不 同而蜕变.模拟退火算法目前尚未被应用到主动嗅 觉的研究中,本文尝试使用模拟退火算法解决室内 通风环境下的气味源定位问题.

#### 2.2 目标函数的构造

在室内时变流场环境下,气味浓度场表现出间 歇性的特征,同一位置测量的瞬时浓度值会在短时 间内产生很大的波动,直接以瞬时浓度作为模拟退 火的目标函数可能会对算法产生误导.为了寻找一 个合适的目标函数,本文首先对有关气体浓度的统 计指标与距离气味源远近的关系进行了实验研究.

实验中使用 3 个 Mics-5521 金属氧化物半导体 传感器(e2v Technologies (UK) Ltd.)检测浓度,传 感器在气味源下风向按照图 1 方式排列, 传感器与 气味源、传感器与传感器之间均相隔 0.5 m. 传感器 测得的数据通过数据采集卡传送到 PC 机中. 在室 内自然通风条件下(风速约为 0.5 m/s)进行了 5 组 实验,分别对每个传感器测得的气味浓度计算平均 值和方差.



Fig.2 Relationship between mean concentration/concentration variance and odor-source distance

由图 2 可以看到,浓度的均值/方差与气味源距 离呈非线性的关系,在离气味源稍远的位置,浓度 的均值/方差随距离的变化很小,难以区分.针对这 个问题,本文对均值和方差取对数,结果如图 3 所 示.可以看到,对数化后浓度的均值/方差与气味源 距离间的线性程度有了明显的改善.因此,本文定 义模拟退火目标函数为

$$E = \ln(\mu + a\sqrt{\delta}) \tag{2}$$

其中, $\mu$ 表示浓度均值, $\delta$ 表示浓度方差.a为系数, 使公式中的方差项与均值项保持在相同数量级,本 文中取a=15.

根据上文使用的5组浓度数据计算目标函数值 与气味源距离间的关系,结果如图4所示.可以看 到,目标函数值与气味源距离间同样具有近似的线 性关系.



(b) 浓度方差

图 3 对数化后的气体浓度均值/方差与气味源距离的关系 Fig.3 Relationship between logarithmic mean

concentration/concentration variance and odor-source distance





### 2.3 使用模拟退火策略的机器人气味源定位算法

模拟退火算法来源于对固体退火过程的模拟, 属于启发式的蒙特卡洛方法.Metropolis 等<sup>[27]</sup>在对 固体的蒙特卡洛模拟研究中提出了Metropolis 重要 性采样准测.Kirkpatrick 等<sup>[28]</sup>将该准则引入到优化 过程,提出了模拟退火算法.理论上已经证明,模拟 退火算法是一种全局优化算法,并且以概率1收敛 于最优值<sup>[29]</sup>.该算法的特点是除了接受优化解外, 还可以在一定程度上接受恶化解.在算法的初始阶 段,温度T较高,有较大的概率接受较差的恶化解. 随着温度逐渐降低,只能接受较好的恶化解.在算 法后期,温度趋于0,只能接受优化解.这就保证了 模拟退火算法既能跳出局部最优,又能收敛到全局 最优解附近.由此可见,模拟退火算法对于解决室 内气味源定位中存在多个极值的浓度场函数的寻优 问题具有可行性.

机器人在现实环境中运动时受到各种约束,而 且描述气味浓度场的函数具有时变且不连续的特 性,因此本文对模拟退火算法作了部分修正,使其 适用于机器人气味源定位任务.具体包括:将栅格 化的搜索区域定义为解集,采用 Z 字形烟羽发现 算法选择初始解,只在浓度高于阈值的区域使用模 拟退火策略,通过烟羽再发现方法加快跳出局部最 优.

## 2.3.1 解集的定义

为了减小解集的规模,本文将搜索区域栅格化, 使用边长 *l*<sub>c</sub> = 0.5 m 的正方形栅格划分搜索区域,如 图 5 所示.每个栅格 *I* 代表解集中的一个状态,假设 一个矩形搜索区域在 *X* 和 *Y* 方向的长度分别为 *L*<sub>X</sub> 和 *L*<sub>Y</sub>,则 *X* 和 *Y* 方向可划分的栅格数 *M*、*N* 分别为

$$M = \operatorname{ceil}(L_X/l_c)$$
$$N = \operatorname{ceil}(L_Y/l_c)$$
(3)

其中, ceil(*x*) 表示上取整, 即取不小于 *x* 的最小整数. 定义解集 *S* 为

$$S = \{I = (i, j) | i = 1, 2, \cdots, M; j = 1, 2, \cdots, N\}$$
(4)





Fig.5 Grid subdivision of the region to be searched

#### 2.3.2 初始解的选择

在室内自然通风环境中,由于和外界有较好的 空气交换,室内除了一些角落因为存在涡流而产生 局部浓度积累外,其他区域的浓度积累非常缓慢. 因此在搜索区域中会有相当的一部分区域没有浓度 信息(浓度接近0).由于模拟退火算法是以概率接 受恶化解,在这些区域进行搜索对于定位气味源的 帮助很小,却会耗费大量的迭代时间.为了提高搜 索效率,本文在烟羽内部选择初始解.由于机器人 在搜索任务开始阶段可能并不能接触到烟羽,首先 需要进行烟羽发现.本文采用一种适用于矩形区域 的 Z 字形烟羽发现算法<sup>[11]</sup>,机器人运动方向定义为

$$\theta_{\rm R} = \theta_{\rm W} + \eta \cdot \Delta \theta \tag{5}$$

其中, $\theta_W$ 表示参考方向,本文参考方向取固定值. $\eta$ 控制机器人运动方向与参考方向的偏转方向,当  $\eta = 1$ 时机器人逆时针偏转,当 $\eta = -1$ 时机器人 顺时针偏转. $\Delta \theta$ 决定机器人的搜索方向是正向搜 索还是逆向搜索(向参考方向反方向搜索称为逆向 搜索),根据文[30]的优化结果,正向搜索时 $\Delta \theta$ 取 60°,逆向搜索时 $\Delta \theta$ 取 125°.

Z字形烟羽发现方法可完整描述为以下几步:

1) 确定初始参数. 以机器人初始位置为中心, 分别做垂直和平行于参考方向的两条直线, 这样便 可将搜索区域划分为4个子区域. 由于气味源位置 事先未知, 可认为均匀分布在搜索区域内, 有理由 认为面积最大的子区域存在气味源的概率最大. 因 此机器人首先向最大子区域搜索. 假设机器人初始 位置如图6所示, 则设定初始搜索参数 η = 1, Δθ = 125°.





2) 判断机器人是否接近或超出边界. 接近或超 出搜索区域上边界 ( $Y_{max}$ ) 或下边界 ( $Y_{min}$ ) 时,改变 偏转方向,即令  $\eta = -1 \times \eta$ ;接近或超出搜索区域 右边界 ( $X_{max}$ ) 或左边界 ( $X_{min}$ ) 时,切换搜索方向. 3) 根据式 (5) 计算当前的运动方向,并使机器 人沿此方向做直线运动.

4) 跳转到第2)步.

理想情况下机器人搜索路径如图 6 所示.当机器人检测到的气味浓度大于阈值 h 时结束烟羽搜索,并将此时机器人所在栅格作为初始解和最优解. 阈值 h 的作用是消除因气体传感器测量噪声而产生的误测,经过对无浓度时的传感器输出进行分析,传 感器测量噪声大约在 4 ppm (parts per million) 左右, 因此本文取稍大于传感器噪声的阈值 h = 5 ppm.

#### 2.3.3 模拟退火过程

在模拟退火迭代过程中首先需要在最优解的邻 域内选择新状态.本文将栅格 I 的邻域 S<sub>I</sub> 定义为以 其为中心的 5×5 个栅格范围 (不含栅格 I 本身),如 图 7 所示.新状态在最优解邻域内随机产生,产生 概率服从均匀分布.由于机器人从当前栅格运动到 目标栅格(新状态)的过程中可能经过其他栅格,为 了提高浓度信息利用率,如果机器人在除最优栅格 外的其他栅格检测到了气味,则立即选择该栅格为 新状态;否则继续向目标栅格运动.



图 7 栅格 *I* 邻域示意图 Fig.7 Neighborhood of the grid *I* 

当机器人到达新状态后则对该栅格采样,采样时间为2s.在采样过程中机器人在栅格内做随机Z 字形运动,即机器人直线运动,遇到栅格边界后在 其他边界随机选择目标点并向其运动,重复此过程 直到采样结束.

采样结束后根据式(2)计算新解的目标函数值, 并判断是否接受为最优解.由于气味源定位优化目标是求取最大值,因此状态转移概率为

$$P_{IJ}(T_k) = \begin{cases} 1, & E(J) \ge E(I), \, \mu > h \\ \exp\left(\frac{E(J) - E(I)}{T_k}\right), & E(J) < E(I), \, \mu > h \end{cases}$$
(6)

其中, *E*(*I*) 和 *E*(*J*) 分别为栅格 *I* 和 *J* 的目标函数 值. *T<sub>k</sub>* 为当前温度. 根据 2.3.2 节的描述, 搜索区域 存在部分无浓度区域, 会消耗大量的迭代时间. 本 文规定只有平均浓度大于阈值 *h* 时才可能接受新解 为最优解,这相当于只在烟羽内部进行寻优,从而 提高算法的搜索效率.

模拟退火算法能够跳出局部最优,但是由于邻 域范围较小,且是随机选择新状态,所以机器人可 能在局部最优附近反复搜索,影响搜索效率.本文 设定如果机器人在一个马尔可夫链长度 *L*<sub>k</sub> 内没有 接受新状态为最优解,则进入烟羽再发现过程,加 快跳出局部最优的速度.烟羽再发现算法采用 2.3.2 节的 Z 字形算法.

#### 2.3.4 冷却进度表

模拟退火算法的冷却进度表由以下 4 部分构成: 1) 初始温度  $T_0$ ; 2) 温度衰减函数; 3) 马尔可夫链长度  $L_k$ ; 4) 算法终止条件.根据模拟退火原理,要求初始温度  $T_0$  很大以使初始接受率  $\chi_0 \approx 1$ .经过多次实验,取  $T_0 = 80$ .本文采用指数函数作为温度衰减函数,指数温度衰减函数的特点是温度变化缓慢且很有规律,其迭代公式如下:

$$T_k = \alpha T_{k-1}, \quad 0 < \alpha < 1 \tag{7}$$

其中,  $T_k$  和  $T_{k-1}$  分别为 k 和 k-1 步的温度.  $\alpha$  为退 温系数, 为了加快搜索过程, 本文取  $\alpha = 0.7$ .

马尔可夫链的长度选取原则是在每个温度  $T_k$  下都能恢复准平衡.但是随着温度的降低,状态恢复 准平衡所需的迭代数增多,在温度趋于 0 时,  $L_k$  趋 于无穷.这对于机器人气味源定位来说显然是无法 接受的,为了减少搜索时间,采用固定的马尔可夫 链长度  $L_k = L = 5$  (即邻域的边长).本文定义算法 终止条件为:在3个连续的马尔可夫链中最优解无 任何变化则终止算法.此时的最优解即确认为气味 源位置.

本节描述了使用模拟退火策略的机器人气味源 定位算法的全过程,算法流程如图8所示.

## 3 室内气味源定位实验(Experiments of indoor odor source localization)

本文在真实的室内通风环境中验证了基于模拟 退火策略的气味源定位算法,下面给出具体的实验 设置和实验结果.

### 3.1 实验设置

实验所用的机器人平台 Mr. SOS (Mobile Robot for Searching Odor Source)如图 9 所示.该平台本 体是先锋 P3AT 机器人 (MobileRobots Inc.),本体 载有 1 台 PC 机 (Pentium 4, 1.5 GHz CPU, 256 MB DDRAM)用于机器人控制,2个超声环用于检测障 碍物,以及内置的里程计用于航位推算.除此之外,



图 8 使用模拟退火策略的气味源定位算法流程图 Fig.8 Flow diagram of simulated annealing based odor source localization algorithm



图 9 机器人平台和气味源 Fig.9 Robot platform and odor source

机器人上还安装有 1 台激光测距仪 (LMS111 SICK AG), 1 个气体传感器 (MiCS 5521, e2v Technologies (UK) Ltd.).图中的 2 维超声风速仪只用于记录风速和风向,算法中并不使用风速和风向信息.机器 人最大线速度设置为 0.5 m/s.目标气体是酒精蒸 气,使用一个空气加湿器注入无水乙醇作为气味 源,如图 9 所示.加湿器利用超声波将乙醇分解为 小液滴来加快挥发速率,实验中设定的挥发率约为 10.8 mg/s.实验场地是在一间约 120 m<sup>2</sup> 的实验室中 划出 8 m×6 m 的矩形区域,实验室的门和 2 扇窗开 启,其余窗关闭,如图 10 所示.



图 10 实验场地示意图 Fig.10 Schematic diagram of the experimental site

3.2 实验结果

在实验中气味源置于场地中央. 机器人出发点

选择了两个位置,如图 10 所示,一个是搜索区域的 左下角,以位置 1 来表示;另一个是右下角,以位 置 2 来表示.在每个出发点各做了 5 组实验.其中 一组实验的机器人搜索路径如图 11 所示,机器人从 位置 1 出发.图中机器人上的短线指示机器人朝向, 黑色线表示机器人运动轨迹,划分的栅格边长 *l*<sub>c</sub> = 0.5 m, 灰度点表示障碍物,气味源由箭头标出.

图 11(a) 为烟羽发现阶段, 机器人从起始点出 发,首先进行 Z 字形烟羽发现,并将首次检测到浓 度大于阈值 h 的位置设置为初始解. 接着进入图 11(b) 所示的模拟退火迭代阶段, 此时温度还比较 高,能够以高概率接受恶化解,因而在状态转移的 过程中机器人搜索的范围逐渐扩大. 随着温度逐渐 降低, 接受恶化解的概率也随之降低. 图 11(c) 为烟 羽再发现阶段,由于图中的右下角存在一个浓度极 大区域,当一个马尔可夫链长度的迭代中最优解没 有变化则进入烟羽再发现过程以缩短搜索时间.图 11(d) 为算法终止阶段, 在模拟退火后期, 温度趋于 0,只能接受优化解,此时的最优解即为全局最优解. 从图中可以看到,最终确定的最优解与气味源所在 栅格相邻. 需要注意的是, 由于机器人自定位存在 误差,从图中可以看到气味源和障碍物的位置会随 搜索时间增加而发生漂移,但是结果显示并不影响 算法的气味源定位效果. 机器人在搜索过程中记录 的风速和风向如图 12 所示. 可以看到, 室内通风环 境下的风速和风向都有很大范围的波动.







表1 基于模拟退火策略的气味源定位算法实验结果

 
 Tab.1
 Experimental results of the simulated annealing based odor source localization algorithm

序号	搜索时间/s	迭代数	马尔可夫链数	定位误差/m
1	754	111	22	0.5
2	393.2	56	11	0.5
3	782	119	23	1.8
4	417.4	41	8	1.1
5	471.6	86	17	1.1
6	875	116	23	1.1
7	508	68	13	0.7
8	622	115	23	1.0
9	542	70	14	1.6
10	412	42	8	1.1

表1给出了这10组实验的结果,其中前5组 为起始点在位置1的结果,后5组为起始点在位置 2的结果.定位误差定义为最优栅格的中心点与气 味源所在栅格中心点的距离.所有实验中的最优解 均能够收敛到气味源附近,平均搜索时间为577.7s, 大部分组的定位精度能够在气味源周围1.2m范围 内.造成定位误差的原因有两点:1)由于气味源是 一个障碍物,机器人无法进入气味源所在栅格,因 此气味源所在栅格无法成为最优解;2)由于垂直方 向气流的存在,2维平面浓度场中的最大值很有可 能并不与气味源重合,而是在气味源附近的区域, 这种情况下模拟退火得到的全局最优解只能收敛到 气味源附近.

## 4 结论 (Conclusion)

本文将模拟退火算法引入气味源定位研究,并 对其进行了一些修正以适应气味源定位任务的要求 和加快搜索速度,其中包括:将栅格化的搜索区域 定义为解集,采用Z字形烟羽发现算法选择初始解, 只在浓度高于阈值的区域使用模拟退火策略, 通过 烟羽再发现方法加快跳出局部最优.同时通过研究 浓度均值/方差与气味源距离的关系,提出了一种 与气味源距离呈近似线性关系的目标函数. 最后在 真实的室内通风环境下通过实验验证了算法的有效 性,结果显示本文给出的基于模拟退火策略的气味 源定位算法能够较为准确地确定气味源位置.虽然 算法的搜索时间稍长,但该算法与文献记载的大部 分算法相比,兼具烟羽发现、跟踪和气味源确认的 功能,并且不依赖于风信息,因此具有一定的优势. 下一步工作是研究如何缩短算法的搜索时间,以及 将该算法用于室外动态气流环境的气味源定位任 务.

#### 参考文献 (References)

- Bhalla U S, Bower J M. Multiday recordings from olfactory bulb neurons in awake freely moving rats: Spatially and temporally organized variability in odorant response properties[J]. Journal of Computational Neuroscience, 1997, 4(3): 221-256.
- [2] Johnsen P B. New directions in fish orientation studies[M]// Signposts in the Sea. USA: Florida State University, 1987: 85-101.
- [3] Johnsen P B, Teeter J H. Behavioral responses of bonnethead sharks (Sphyrna tiburo) to controlled olfactory stimulation[J]. Marine Behaviour and Physiology, 1985, 11(4): 283-291.
- [4] Atema J. Eddy chemotaxis and odor landscapes: Exploration of nature with animal sensors[J]. Biological Bulletin, 1996, 191(1): 129-138.
- [5] Kowadlo G, Russell R A. Robot odor localization: A taxonomy and survey[J]. International Journal of Robotics Research, 2008, 27(8): 869-894.
- [6] 孟庆浩, 李飞. 主动嗅觉研究现状 [J]. 机器人, 2006, 28(1): 89-96.

Meng Q H, Li F. Review of active olfaction[J]. Robot, 2006, 28(1): 89-96.

- [7] Hayes A T, Martinoli A, Goodman R M. Distributed odor source localization[J]. IEEE Sensors Journal, 2002, 2(3): 260-271.
- [8] Holland O, Melhuish C. Some adaptive movements of animats with single symmetrical sensors[C]//Fourth International Conference on Simulation of Adaptive Behaviour from Animals to Animats. Cambridge, MA, USA: MIT Press, 1996: 55-64.

- [9] Lytridis C, Virk G S, Rebour Y, et al. Odor-based navigational strategies for mobile agents[J]. Adaptive Behavior, 2001, 9(3/4): 171-187.
- [10] Pasternak Z, Bartumeus F, Grasso F W. Levy-taxis: A novel search strategy for finding odor plumes in turbulent flowdominated environments[J]. Journal of Physics, A: Mathematical and Theoretical, 2009, 42(43): 434010.
- [11] Li W, Farrell J A, Pang S, et al. Moth-inspired chemical plume tracing on an autonomous underwater vehicle[J]. IEEE Transactions on Robotics, 2006, 22(2): 292-307.
- [12] Russell R A, Bab-Hadiashar A, Shepherd R L, et al. A comparison of reactive robot chemotaxis algorithms[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2003, 45(2): 83-97.
- [13] 张小俊,张明路,孟庆浩,等. 一种基于动物捕食行为的机器人气味源定位策略 [J]. 机器人,2008,30(3):268-272.
  Zhang X J, Zhang M L, Meng Q H, et al. A gas/odor source localization strategy for mobile robot based on animal predatory behavior[J]. Robot, 2008, 30(3):268-272.
- [14] Hernandez Bennetts V, Lilienthal A J, Neumann P P, et al. Mobile robots for localizing gas emission sources on landfill sites: Is bio-inspiration the way to go?[J]. Frontiers in Neuroengineering, 2011, 4: 20.
- [15] Vergassola M, Villermaux E, Shraiman B I. 'Infotaxis' as a strategy for searching without gradients[J]. Nature, 2007, 445(7126): 406-409.
- [16] Moraud E M, Martinez D. Effectiveness and robustness of robot infotaxis for searching in dilute conditions[J]. Frontiers in Neurorobotics, 2010, 4: 1.
- [17] Zarzhitsky D V, Spears D F, Thayer D R. Experimental studies of swarm robotic chemical plume tracing using computational fluid dynamics simulations[J]. International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2010, 3(4): 631-671.
- [18] Kowadlo G, Russell R A. Improving the robustness of naïve physics airflow mapping, using Bayesian reasoning on a multiple hypothesis tree[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2009, 57(6/7): 723-737.
- [19] Liang L, Li J P, Jia J, et al. A new approach to biomimetic robots for odor source localization[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2006: 840-845.
- [20] 王俭,季剑岚,陈卫东. 基于行为特征的机器人变步长 气味源搜索算法 [J]. 系统仿真学报, 2009, 21(17): 5427-5430,5435.

Wang J, Ji J L, Chen W D. Behavior-feature-based dynamic variant step-size odor search algorithm for mobile robot[J].

Journal of System Simulation, 2009, 21(17): 5427-5430,5435.

- [21] 骆德汉, 邹宇华, 庄家俊. 基于修正蚁群算法的多机器人气 味源定位策略研究 [J]. 机器人, 2008, 30(6): 536-541.
   Luo D H, Zou Y H, Zhuang J J. Multi-robot odor source localization strategy based on a modified ant colony algorithm[J].
- Robot, 2008, 30(6): 536-541.[22] Li J G, Meng Q H, Li F, et al. Tracing odor plume by robot in time-variant flow-field environments[J]. Acta Automatica
- Sinica, 2009, 35(10): 1327-1333.
  [23] Ishida H, Nakamoto T, Moriizumi T. Remote sensing of gas: Odor source location and concentration distribution using mobile system[J]. Sensors and Actuators, B, 1998, 49(1/2): 52-57.
- [24] Pang S, Farrell J A. Chemical plume source localization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, 2006, 36(5): 1068-1080.
- [25] Li J G, Meng Q H, Wang Y, et al. Odor source localization using a mobile robot in outdoor airflow environments with a particle filter algorithm[J]. Autonomous Robots, 2011, 30(3): 281-292.
- [26] Farrell J A, Murlis J, Long X Z, et al. Filament-based atmospheric dispersion model to achieve short time-scale structure of odor plumes[J]. Environmental Fluid Mechanics, 2002, 2(1/2): 143-169.
- [27] Metropolis N, Rosenbluth A W, Rosenbluth M N, et al. Equation of state calculations by fast computing machines[J]. The Journal of Chemical Physics, 1953, 21(6): 1087-1092.
- [28] Kirkpatrick S, Gelatt Jr C D, Vecchi M P. Optimization by simulated annealing[J]. Science, 1983, 220(4598): 671-680.
- [29] 康立山,谢云,尤矢勇,等.非数值并行算法:模拟退火算法 [M].北京:科学出版社,1994.
   Kang L S, Xie Y, You S Y, et al. Non-numerical parallel al-

gorithm: Simulated annealing algorithm [M]. Beijing: Science Press, 1994.

[30] Li W, Farrell J A, Carde R T. Tracking of fluid-advected odor plumes: Strategies inspired by insect orientation to pheromone[J]. Adaptive Behavior, 2001, 9(3/4): 143-170.

#### 作者简介:

- **王** 阳 (1985-), 男, 博士生. 研究领域: 移动机器人主动 嗅觉.
- 孟庆浩(1968-),男,博士,教授.研究领域:自主机器人 感知、导航与控制,机器嗅觉,移动传感器网络.
- 李 腾(1988-),男,硕士生.研究领域:移动机器人主动 嗅觉,电子鼻.