

## 时变流场环境中机器人跟踪气味烟羽方法

李吉功<sup>1</sup> 孟庆浩<sup>1</sup> 李飞<sup>1</sup> 蒋萍<sup>1</sup> 曾明<sup>1</sup>

**摘要** 机器人对气味烟羽的可靠跟踪是实现气味源定位的关键. 本文主要针对实际时变流场环境中的机器人跟踪气味烟羽问题进行研究. 文中在机器人测得气味时估计气味包的最大可能路径, 在此基础上结合流向信息, 规划搜寻路径并使机器人沿此路径运动以跟踪气味烟羽. 考虑到气味浓度场的时变特性以及可能存在的基本浓度, 采用浓度相对变化量表征气味信息. 室内时变流场环境实验表明, 使用本文所提方法的机器人可实时、有效地跟踪烟羽并趋向气味源.

**关键词** 移动机器人, 主动嗅觉, 时变流场, 烟羽跟踪  
**中图分类号** TP24

### Tracing Odor Plume by Robot in Time-variant Flow-field Environments

LI Ji-Gong<sup>1</sup> MENG Qing-Hao<sup>1</sup> LI Fei<sup>1</sup> JIANG Ping<sup>1</sup> ZENG Ming<sup>1</sup>

**Abstract** The reliable plume tracing is a critical issue for the implementation of odor source localization. This paper addresses the problem of tracing plume by a mobile robot in real time-variant flow-field environments. An estimation of the most likely path taken by the odor patch is to be done whenever the odor patch is detected by the gas sensor mounted on the mobile robot. Subsequently, a searching path is calculated and followed by the mobile robot to trace the odor plume with consideration of the likely odor path estimated and the flow direction at current time. The relative change of odor concentration is adopted as the concentration field is time-variant and might have a common foundational concentration. The experiment result in the indoor time-variant airflow-field environment has show that the mobile robot can be effectively guided in real time with the proposed method in tracing plume and reaching the odor source.

**Key words** Mobile robot, active olfaction, time-variant flow field, plume tracing

很多生物利用气味信息完成求偶、觅食和信息交流等活动. 受到这一启发, 一些学者自上世纪 90 年代开始尝试采用移动机器人结合气体传感器等器件模拟自然生物的这一功能<sup>[1]</sup>. 国外将此研究称为化学烟羽跟踪<sup>[2]</sup> 或气味源定位<sup>[3]</sup>, 国内将机器人利用机载的传感器结合适当的搜索策略完成气味烟羽的发现、跟踪和最终确认气味源的整个过程称为机器人主动嗅觉<sup>[4]</sup>. 主动嗅觉是通过移动机器人“主动”地发现、跟踪气味烟羽, 并最终确定气味源所在位置的过程. 烟羽是从气味源释放的分子团被气流(风)吹散以后像羽毛一样在空气中飘扬形成的轨迹<sup>[5]</sup>. 机器人主动嗅觉的研究成果有望在不远的将来被用于有毒/有害气体泄漏检测、火源探测、灾后倒塌建筑物搜救和反恐排爆等领域.

Hayes 等<sup>[6]</sup> 将主动嗅觉简化描述为如何使用移

动机器人在一个封闭的二维空间内有效搜寻单个气味源的问题, 并将整个过程分解为 3 个子任务, 即烟羽发现 (Plume finding)、烟羽横越 (Plume traversal) 和气味源确认 (Odor source declaration). Li 等<sup>[7]</sup> 则将该问题简化并分解为 4 个子任务并配以相应的行为模式: 烟羽发现 (Finding a plume)、烟羽跟踪 (Tracing the plume)、烟羽再发现 (Reacquiring the plume) 和气味源确认 (Declaring the source location). 烟羽发现是机器人在搜寻开始或长时间没能测得气味信息时使用的某种路径或运动规划, 以使机器人尽快接触气味烟羽. 烟羽横越或烟羽跟踪是机器人在已经发现气味烟羽情况下所进行的机器人路径或运动规划, 以使机器人能高效、快速地接近气味源. 环境流体的湍动会导致烟羽的高度不规则和间歇等特性, 机器人即使已经处于烟羽的扫掠范围内, 也不是每次一定能够测到气味信息<sup>[7]</sup>; 因此, 在烟羽跟踪的过程中, 很可能会发生丢失烟羽的情况, 这时需要借助已知的一些烟羽先验信息, 再次发现烟羽并进行跟踪, 即所谓的烟羽再发现过程. 气味源确认则是机器人如何判断自己是否已经找到气味源并指出其位置的过程. 烟羽发现和再发现之间的共同点在于, 两者均是在当前一段时间内没有检测到气味信息的情况下为了找到烟羽而进行的搜索; 不同点在于, 烟羽发现用于气味烟羽信息完全未

收稿日期 2008-08-20 收修改稿日期 2009-03-20  
Received August 20, 2008; in revised form March 20, 2009  
国家高技术研究发展计划 (863 计划) (2007AA04Z219), 国家自然科学基金 (60875053, 60802051) 和新世纪优秀人才支持计划资助  
Supported by National High Technology Research and Development Program of China (863 Program) (2007AA04Z219), National Natural Science Foundation of China (60875053, 60802051), and the Program for New Century Excellent Talents in University (NCET)  
1. 天津大学电气与自动化工程学院 天津 300072  
1. School of Electrical Engineering and Automation, Tianjin University, Tianjin 300072  
DOI: 10.3724/SP.J.1004.2009.01327

知的情况,而烟羽再发现则用于存在一定烟羽先验信息的情况,如机器人曾在某处测得过一次气味信息。

已有的机器人主动嗅觉算法/策略可分为两大类:仿生方法和工程方法,其中前者居多。具体来讲,在烟羽发现方面,典型方法有:外螺旋法(Spiral-surge)<sup>[6]</sup>、沿着垂直于流向的方向搜索<sup>[8]</sup>、Z字形法(Zigzag)<sup>[7,9]</sup>。外螺旋法效率低,覆盖整个搜索区域需要花费的时间多;沿着垂直于流向的方向搜索烟羽则要求机器人处于气味源的下游方位,这与实际情况不一定相符;Z字形法简单有效,具有一定的工程应用价值。在烟羽跟踪方面,典型方法包括化学趋向性(Che motaxis)<sup>[9]</sup>和风趋向性(Anemotaxis)<sup>[10]</sup>。这两种方法在以湍流为主的不连续气味烟羽环境下很难成功实现对气味源的搜索。近几年基于流体力学的通量趋向性(Fluxotaxis)<sup>[11]</sup>和基于信息学理论的信息趋向性(Infotaxis)<sup>[12]</sup>也被学者提出用于对气味源搜索。通量趋向性方法需使用多机器人组成编队。信息趋向性法通过机器人的检测信息,计算信息熵负梯度指引机器人的搜索方向,在仿真环境中信息趋向性的有效性得到了验证。烟羽再发现可借用烟羽发现方法,也可利用已有的烟羽先验信息(如最近一次测得气味信息时的位置)来重新发现烟羽,例如三叶草轨迹法(Clover-leaf trajectory)<sup>[7]</sup>。气味源确认方面的可靠方法报道较少,其中,文献[7]提出了一种定长测得位置序列判定法。

对气味烟羽扩散路径的正确估计是实现机器人可靠跟踪烟羽并尽快向气味源趋近的关键。广义的烟羽跟踪是指机器人利用测到气味时的相关信息(如气味浓度、流速/流向等),规划自身运动并趋向气味源的过程。在流场中存在两种形态的路径,一是由当前时刻所有气味包构成的“烟羽条带”表现的路径,二是某气味包从气味源被释放到当前时刻所经过的路径,即该气味包的迹线。在恒定(非时变)流场中,两条路径是重合的;但在时变流场(流速/流向随时间变化)中,两条路径则截然不同。已有的烟羽跟踪方法多是在跟踪“烟羽条带”,属于狭义的烟羽跟踪。受到常用气体传感器(如金属氧化物半导体型)存在的较大响应及恢复时间的影响,在随时间变化较快的时变流场下机器人很难实时地跟踪烟羽条带。Kowadlo等<sup>[13]</sup>(经过实验证明)指出,这种狭义的烟羽跟踪不仅速度较慢,而且在错综复杂的室内环境中不太可能实现。Farrell等<sup>[14]</sup>采用隐马尔可夫模型(Hidden Markov model, HMM)在一个大尺度水平层流的烟羽模型上,仿真验证了估计烟羽扩散路径和气味源概率分布的有效性。Pang等<sup>[15]</sup>采用高斯烟羽模型,基于Bayesian推理方法在水流

大小和方向相对恒定的条件下实现了对气味源概率分布的估计。

本文首先通过逆向估计给出了气味包在被测得之前所经过的最大可能路径。由于气味源位置未知待求,且被测得的气味包从气味源释放的时间也未知,因此,气味包路径<sup>[16]</sup>(即气味包可能经过的空间位置集合)所覆盖的区域都可能是气味源所在。结合气味分子随环境流体的被动输运特性,提出了基于气味包路径的烟羽跟踪算法,并对其进行了实验研究。

## 1 气体传感器信号预处理

由于气体传感器具有不可忽略的反应纯时延 $\tau$ ,因此在当前时刻 $t_{k'}$ 采集的浓度数据(瞬态响应)应记录为

$$c(t_{k'} - \tau) \cong c(t_{k'} - h\Delta t) = c(t_{k'-h}) = c(t_k) \quad (1)$$

并称之为机器人在时刻 $t_k$ 测得的气味浓度(获得浓度值的时刻为 $t_{k'}$ )。其中, $h = \text{int}(\tau/\Delta t)$ ,下标 $k', k$ 均为非负整数,且 $k' = k + h$ ;  $\Delta t$ 为机器人各传感器的统一采样周期;  $\text{int}(\ast)$ 表示小于或等于 $\ast$ 的最大整数。 $t_0$ 为气味源搜寻任务的开始时间。

不同于文献[7, 14–15]中使用固定浓度阈值的是,本文使用自浮动的浓度阈值。这是因为在机器人开始气味源搜寻之前,气味的泄漏可能已经持续一段时间,使得局部甚至是全部的搜索区域中可能存在一个环境基本浓度(最小浓度)。若使用固定浓度阈值而环境基本浓度又高于该固定阈值时,则会使机器人不能获取浓度变化信息,从而浓度信息也无助于气味源的搜寻。为了使机器人能快速自适应环境基本浓度并提取浓度变化信息,定义环境基本浓度为

$$\bar{c}(t_k) = \begin{cases} \lambda \bar{c}(t_{k-1}) + (1 - \lambda)c(t_k), & k \geq 1 \\ c(t_k), & k = 0 \end{cases} \quad (2)$$

$\lambda \in [0, 1]$ ,通常可取 $\lambda = 0.5$ ,并取环境基本浓度作为气体传感器的浓度阈值,则浓度变化信息可表示为

$$c'(t_k) = \begin{cases} c(t_k) - \bar{c}(t_{k-1}), & c(t_k) > \bar{c}(t_{k-1}) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (3)$$

若 $c'(t_k) > 0$ ,则表示测得气味包,否则判为未测得。

## 2 基于气味包路径估计的烟羽跟踪

机器人在每个采样时刻 $t_i$ 采集所在位置 $L_R(t_i)$ 处的流速/流向信息,并沿 $x, y$ 方向变换为

$(u_x(L_R(t_i)), u_y(L_R(t_i)))$ , 构造一个有最大长度限制的流速/流向记录  $\{(u_x(L_R(t_i)), u_y(L_R(t_i)))\}_{i=f}^{k'}$ . 其中,  $t_f$  为流速/流向记录中第一条记录对应的时刻, 其角标  $f = \max(0, k' - \text{int}(t_{thr}/\Delta t))$ ,  $t_{thr}$  为一正常数; 流向  $\theta(t_i) = \tan^{-1}(u_y(L_R(t_i))/u_x(L_R(t_i)))$ . 为使机器人尽快找到烟羽, 采用文献 [7] 中提出的 Z 字形烟羽发现方法. 当机器人在时刻  $t_k$  (即  $t_{k-h}$ , 当前时刻为  $t_{k'}$ ) 于  $L_R(t_k) = [x_j, y_j]^T$  处测得气味信息后, 烟羽跟踪过程由此开始.

由文献 [16] 可知, 在二维平面搜索空间里, 被测气味包在采样时刻  $t_l \in [t_f, t_k]$  时的位置可用概率方法描述为一个服从二维高斯分布的椭圆区域  $DW(t_l, t_k)$ , 其中最大概率位置即为椭圆中心点  $L_{\max}(t_l) = [x_j - v_x(t_l, t_k), y_j - v_y(t_l, t_k)]^T$ , 式中,  $v_x(t_l, t_k)$  和  $v_y(t_l, t_k)$  分别表示该气味包从时刻  $t_l$  到  $t_k$  在  $x$  方向和  $y$  方向上所经过的位移, 可近似为  $v_x(t_l, t_k) \approx \sum_{i=l}^k u_x(L_R(t_i))\Delta t, v_y(t_l, t_k) \approx \sum_{i=l}^k u_y(L_R(t_i))\Delta t$ . 定义  $L_{\max}(t_l)$  为气味包在  $t_l$  时刻的最大可能路径节点, 则该气味包在  $[t_f, t_k]$  上的最大可能路径可描述为  $\{L_{\max}(t_l), l = k, k-1, \dots, f\}$ . 由于气味源位置未知, 以及被测到的气味包从气味源释放的时间也未知, 因此, 以气味包最大可能路径为中心线的气味包路径上的任意一点都可能是气味源所在. 为了证实气味源的存在与否, 并考虑到气味包的运动是一种被动输运过程以及流向具有时变特性, 机器人应沿着气味包最大可能路径在当前时刻流向上进行偏移后的路径向前搜寻, 以期能发现新气味包并进行新一轮的上述过程, 从而使机器人在总体上向气味源趋近, 如图 1 所示. 气味包最大可能路径在当前流向上进行偏移后的路径 (暂且称为偏移路径), 可描述为:  $\{L_{\text{off}}(t_l), l = k, k-1, \dots, f\}$ , 其中,

$$L_{\text{off}}(t_l) = L_{\max}(t_l) + (d_{\text{ell}}(t_l) + d_{\text{bas}}) \cdot \begin{bmatrix} \cos \theta(t_{k'}) \\ \sin \theta(t_{k'}) \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中,  $(d_{\text{ell}}(t_l) + d_{\text{bas}}) \cdot [\cos \theta(t_{k'}), \sin \theta(t_{k'})]^T$  为偏移路径节点  $L_{\text{off}}(t_l)$  相对于气味包最大可能路径节点  $L_{\max}(t_l)$  的偏移量, 如图 2 所示. 由图 2 可知,

$$d_{\text{ell}}(t_l) = \sqrt{2(t_k - t_l)K(t_l) \cdot \sqrt{(\sigma_x \cos \psi)^2 + (\sigma_y \sin \psi)^2}} \quad (5a)$$

$$\psi = \tan^{-1} \left[ \frac{\sigma_x}{\sigma_y} \cdot \tan \theta(t_{k'}) \right] \quad (5b)$$

其中,  $K(t_l) = \ln(A/(2\pi(t_k - t_l)\sigma_x\sigma_y))^{[16]}$ ,  $A$  为搜索区域面积;  $(\sigma_x^2, \sigma_y^2)$  为  $x$  方向和  $y$  方向的流速方

差, 可由部分流速记录  $\{(u_x(L_R(t_i)), u_y(L_R(t_i)))\}_{i=f}^k$  在线实时估计得到, 即  $\sigma_x^2 = \text{var}(u_x(L_R(t_i)), i = f, \dots, k)$ ,  $\sigma_y^2 = \text{var}(u_y(L_R(t_i)), i = f, \dots, k)$ ;  $\psi$  为  $DW(t_l, t_k)$  椭圆形外轮廓上交点  $X$  的离心角;  $d_{\text{bas}}$  为设定的基本偏移量;  $t_{k'}$  为当前时刻 ( $t_{k'} \geq t_k$ );  $\theta(t_{k'})$  为  $t_{k'}$  时刻的流向.

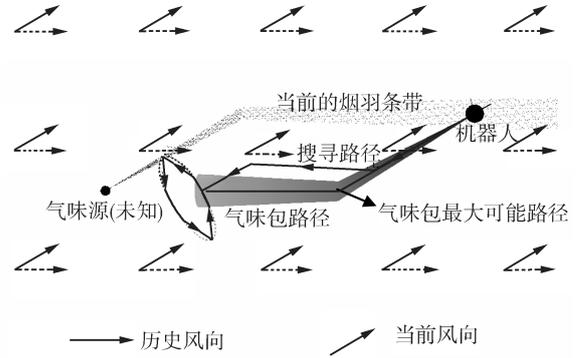


图 1 基于气味包路径跟踪烟羽  
Fig. 1 Tracing plume based on the estimated odor path

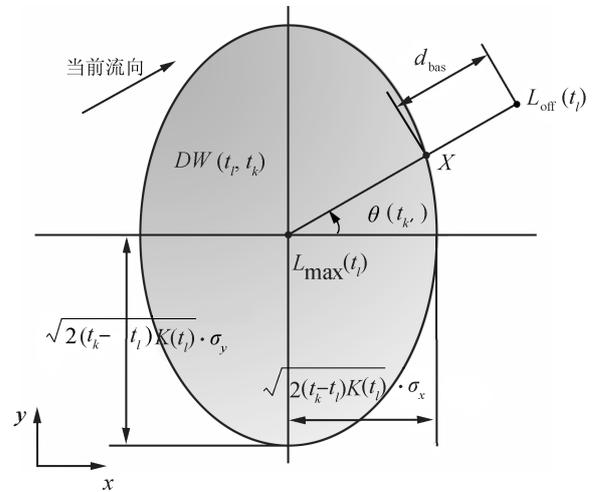


图 2 偏移路径节点的生成  
Fig. 2 The generation of deviation-path-point

由于气体传感器的纯时延以及流向的时变特性, 在当前时刻  $t_{k'}$  可能存在部分偏移路径已经处于机器人当前位置的顺流方向. 为了提高搜索效率且不漏搜, 使用当前时刻的流向  $\theta(t_{k'})$ , 并以机器人当前位置  $L_R(t_{k'})$  为界, 将偏移路径分为逆流部分和顺流部分, 且使机器人优先跟踪逆流部分. 此外, 由于烟羽条带对机器人不可获得, 机器人沿着偏移路径的逆流部分向前搜寻气味源的过程可能是一种脱离烟羽条带 (尤其在流向变化较大的情况下) 进行搜寻的过程, 在此过程中, 机器人也许没能再次发现新气味包, 这时可使机器人以当前时刻的平均流向  $\bar{\theta}(t_{k'}) = \tan^{-1}(v_y(t_f, t_{k'})/v_x(t_f, t_{k'}))$  为短半轴方向

作椭圆运动,以期能在垂直于来流的方向上截获烟羽,从而进行再次的气味烟羽跟踪,如图1所示.这种椭圆运动类似于雄蛾在丢失烟羽后的Casting运动.若在完成椭圆运动后,机器人仍然没有发现新的气味信息,则可跟踪偏移路径的顺流部分直至回到最近一次测得气味时的位置,在此过程中若依然没有发现新气味信息,则使机器人再次进入烟羽发现过程.气味源搜寻的总体流程如图3所示,其中当机器人与真实气味源的距离小于设定值且有一个气味测得事件发生时,即可认为机器人找到气味源.

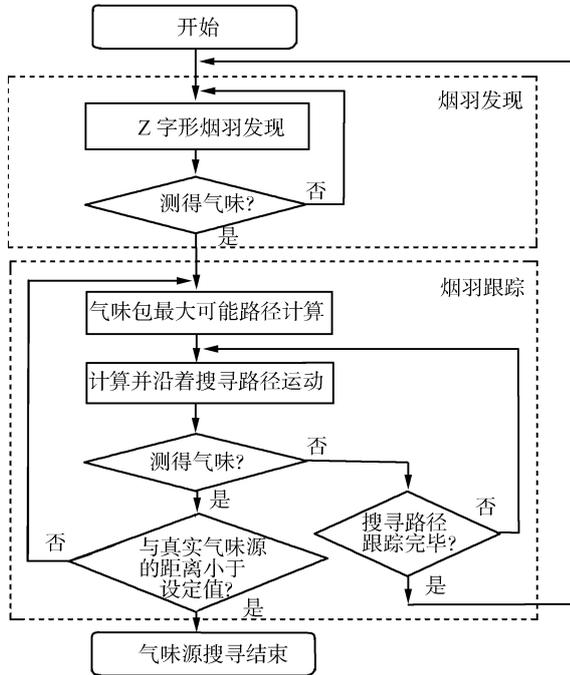


图3 气味源搜寻流程

Fig. 3 The flow chart of odor source search

综上所述,可将机器人的搜寻路径离散化并表达为三个子序列:  $SL = \{SL_f, SL_e, SL_b\}$ , 各序列的排列方向均为从左向右. 其中,  $SL$  为机器人需要跟踪的总的搜寻路径节点序列,  $SL_f$  和  $SL_b$  分别为偏移路径的逆流和顺流部分对应的节点子序列,  $SL_e$  为椭圆运动部分的路径节点子序列, 分别描述如下:

$$SL_f = \{L_{\text{off}}(t_l) \mid |\text{ang}(L_{\text{off}}(t_l) - L_R(t_{k'})) - \theta(t_{k'})| > \pi/2, l = k, k-1, \dots, f\} \quad (6a)$$

$$SL_b = \{L_{\text{off}}(t_l) \mid |\text{ang}(L_{\text{off}}(t_l) - L_R(t_{k'})) - \theta(t_{k'})| \leq \pi/2, l = f, f+1, \dots, k\} \quad (6b)$$

$$SL_e = \{L_e^{(i)}, i = 0, 1, \dots, 8\} \quad (6c)$$

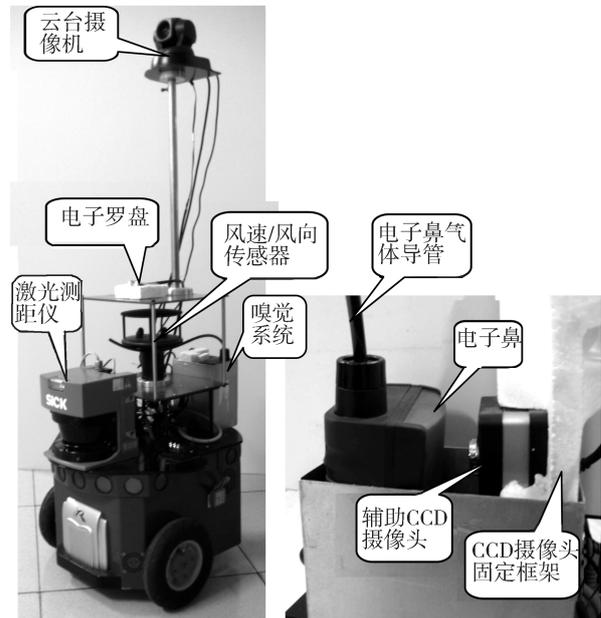
其中,  $\text{ang}(\ast)$  表示矢量  $\ast$  的矢角,  $\text{ang}(\ast) \in (-\pi, \pi]$ ;

$$L_e^{(i)} = L_{\text{max}}(t_f) - \begin{bmatrix} \sin \bar{\theta}(t_{k'}) & \cos \bar{\theta}(t_{k'}) \\ -\cos \bar{\theta}(t_{k'}) & \sin \bar{\theta}(t_{k'}) \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} R_l \sin(\text{clk} \cdot i\pi/4) \\ R_s(1 - \cos(\text{clk} \cdot i\pi/4)) \end{bmatrix},$$

$R_l$  和  $R_s$  分别为椭圆运动的长半轴和短半轴长,  $\text{clk}$  代表椭圆运动的旋向, 与机器人在  $L_{\text{max}}(t_f)$  处开始椭圆运动时 ( $t_{k''}$  时刻) 平均流向的变化方向  $\Delta \bar{\theta}(t_{k''})$  相一致, 即  $\text{clk} = \begin{cases} 1, & \Delta \bar{\theta}(t_{k''}) \geq 0 \\ -1, & \text{否则} \end{cases}$ ,  $\Delta \bar{\theta}(t_{k''}) = \bar{\theta}(t_{k''}) - \bar{\theta}(t_{k''-1})$ ,  $\Delta \bar{\theta}(t_{k''}) \in (-\pi, \pi]$ .

由上述内容可知,机器人的搜寻路径也是时变的.机器人在每个控制周期总是从  $SL$  中取出最前面(左面)的路径节点作为当前目标点进行跟踪,当出现以下两种情况时,从式(6)中删除该目标点对应的序号  $l$  或  $i$  (相当于删除了该目标点): 1) 当机器人与当前目标点之间的距离小于给定误差时,即可认为机器人到达该目标点; 2) 当目标点与障碍物的距离小于机器人的安全距离时.

### 3 实验结果及分析



(a) 移动机器人及机载传感器 (a) The mobile robot and the onboard sensors  
(b) 嗅觉系统及其组成 (b) The construction of the olfactory system

图4 实验平台

Fig. 4 Experiment platform

实验环境大小为  $10\text{m} \times 10\text{m}$ , 室内存在水平对流的自然风. 使用栅格地图描述实验环境, 取栅格边长为  $0.1\text{m}$ . 实验所用机器人如图4(a)所示, 上面配有电子罗盘、激光测距仪、风速/风向传感器、嗅

觉系统及云台摄像机等。电子罗盘及机器人内置的编码器用于估计机器人的位姿及运动速度; 激光测距仪面向机器人的正前方, 用于测量移动机器人与周围障碍物之间的距离, 从而得到栅格描述的环境地图; 嗅觉系统中所用的电子鼻只通过其显示屏输出浓度值, 为了使浓度值数字化, 实验中配置了一个辅助 CCD 摄像头, 并使用数字图像识别方法获取气味浓度数据, 如图 4(b) 所示; 云台摄像机在本实验中没有使用。气味源为盛有酒精的大口径塑料杯, 并在塑料杯上面用吹风机向下吹风以便强化酒精的挥发。

移动机器人采用差速驱动方式, 两直流电机由 DSP 直接控制; 数据处理及机器人运动规划算法由机器人内嵌 PC (CPU: 1.5 GHz, RAM: 256 MB) 完成。系统采样周期  $\Delta t$  设为 0.5 s。实验测定嗅觉信息纯时延  $\tau \approx 5$  s, 其中包括气体传感器的响应纯时延和数字图像识别算法所耗用的时间。取  $t_{thr} = 15$  s, 则风速/风向记录的最大长度为 31 条 (移动机器人在气味源搜寻一开始就累计/更新最近 31 次的风速/风向记录——已经消除了由机器人的自身运动所产生的相对风速/风向。若不足 31 次, 直接累积; 若超过 31 次, 则删除序列中最早的一条记录, 添加本次测量的记录)。由于浓度数据存在约 5 s 的延迟, 因此将风速/风向数据及相应时刻的机器人位姿统一向后延迟 5 s, 以便和当前时刻获取的浓度数据进行匹配并用于相关的计算。考虑到气体传感器的反应时延较大, 机器人的运动速度设置的较慢, 最大速度为 0.15 m/s。另取  $d_{bas} = 0.1$  m (见式 (4)),  $R_l = 3R_s = 0.6$  m (见式 (6c))。

机器人通过跟踪搜寻路径节点序列从而实现沿搜寻路径运动, 并在运动期间始终以 0.5 s 的系统采样周期进行采样。当机器人与气味源的距离  $\leq 0.6$  m 且获得一个气味测得事件时, 即可认为机器人到达气味源, 结束实验。图 5 为气味源搜寻实验中机器人的搜寻轨迹, 机器人的起始位置点  $S$  距离真实气味源约 5.0 m, 实验总耗费时间为 199.5 s。由于机器人的自定位系统存在累计误差, 因此图 5(a) 与图 5(b) 在表达真实气味源的位置时存在一定差异。实验期间的风速范围为 0.01 ~ 1.05 m/s, 风向范围为  $0^\circ \sim 334^\circ$ , 浓度范围为 5.0 ~ 13.2 ppm, 如图 6 所示 (图中风速/风向数据已进行了延迟)。需要说明的是, 图 5 中具有灰度的栅格中, 特别指明为气味包路径的部分表示最近一次测得的气味包在被机器人测得之前可能经过的区域, 估计方法详见文献 [16], 其余的部分则表示相应位置可能存在障碍物。对这两类栅格而言, 灰度越小 (颜色越深), 在气味包路径上或者是障碍物的可能性就越大。另外, 机器人在搜寻过

程中, 若在以机器人中心为圆心、0.6 m 为半径的局部圆域内存在障碍物, 则采用 VFF (Virtual force field) 方法进行避障 (计算并使用临时目标节点引导机器人运动), 以使机器人中心与障碍物之间保持 0.6 m 的安全距离。

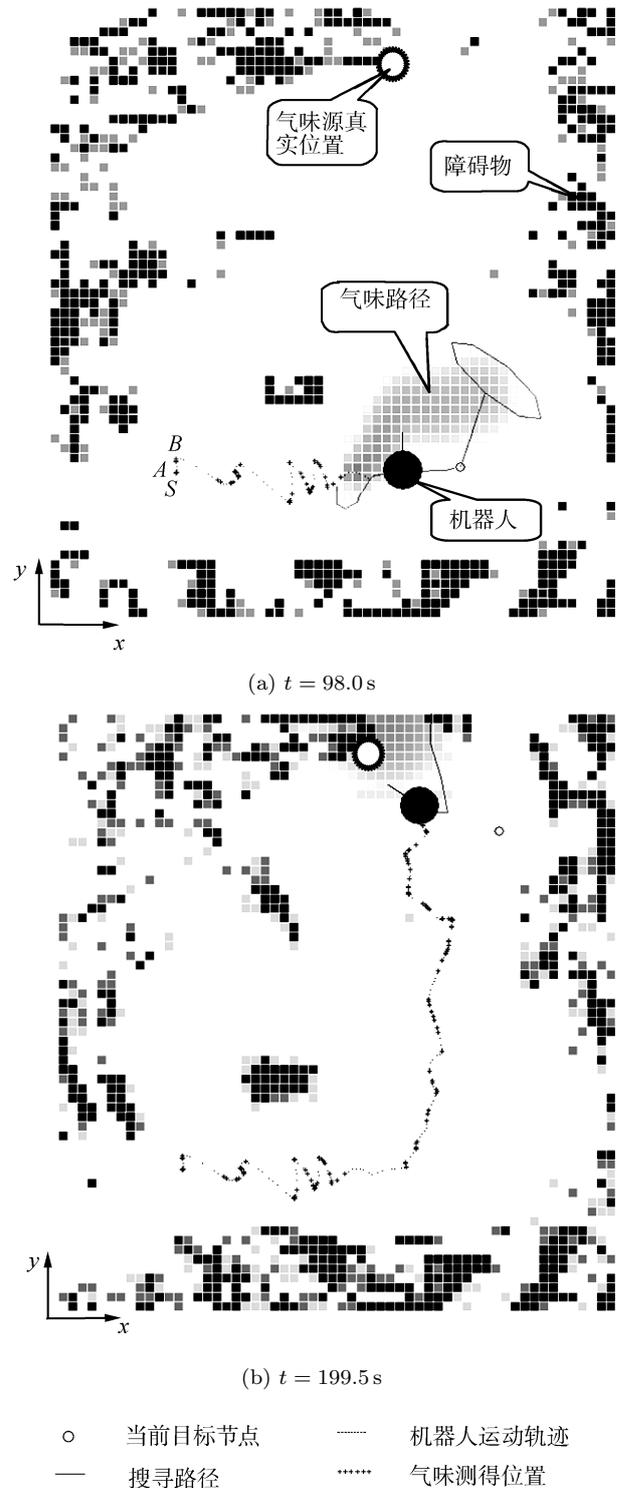
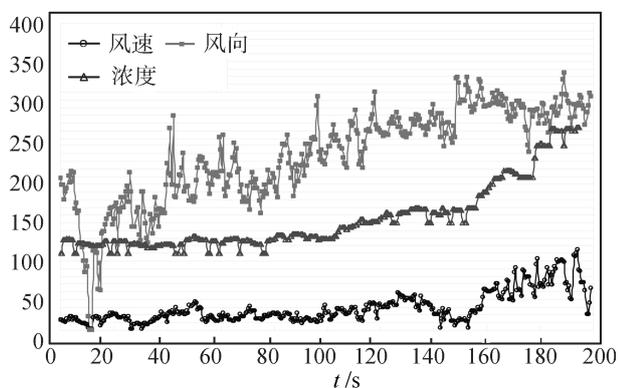


图 5 气味源搜寻过程

Fig. 5 The process of odor source search

图 5(a) 为机器人在  $t = 98.0\text{s}$  时沿搜寻路径运动的场景, 该时刻的瞬时风向为  $246^\circ$ , 平均风向为  $230^\circ$ , 搜寻路径中椭圆部分的朝向角度由平均风向决定, 其余部分则由  $t = 89.5\text{s}$  时估计得到的气味包最大可能路径及  $t = 98.0\text{s}$  的瞬时风向计算而来. 由于气体传感器的纯时延, 机器人在  $B$  点才获得  $A$  点 (与  $S$  点距离非常近) 的浓度数据,  $A$  点为机器人首次测得气味信息的位置, 因此从  $S$  点到  $B$  点的运动均为烟羽发现过程; 机器人在  $B$  点处时估计了  $A$  点处的气味包最大可能路径, 并于  $B$  点开始沿着搜寻路径 (由  $A$  点处的气味包最大可能路径计算得到) 运动, 后续的气味测得事件以此类推. 由于实验中气味源自身也属于障碍物, 因此当机器人跟踪烟羽到达气味源附近时也会产生避障行为, 如图 5(b) 所示. 从实验结果来看, 机器人能有效克服气体传感器较大反应纯时延对气味源搜寻的影响, 能实时估计出被测气味包的最大可能路径并计算出搜寻路径, 从而沿着搜寻路径有效跟踪烟羽直至气味源附近.



(图中风速单位为  $\text{cm/s}$ , 风向单位为  $^\circ$ , 浓度为  $\times 20^{-1}\text{ppm}$ )

图 6 气味源搜寻过程中浓度和风速/风向传感数据

Fig. 6 Sensor data of concentration and wind during the odor source search

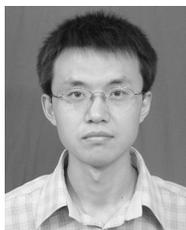
## 4 结论

本文提出了一种时变流场环境下的气味烟羽跟踪方法. 当机器人测得气味信息时, 估计气味包最大可能路径并由此计算搜寻路径, 然后使机器人沿搜寻路径运动以进行烟羽跟踪. 实验使用可自定位的自主移动机器人在具有良好通风条件的室内环境进行, 实验结果表明, 机器人可实时地估计气味包最大可能路径并计算搜寻路径; 机器人沿搜寻路径可有效跟踪烟羽, 趋近气味源, 并能够克服气体传感器较大纯时延对气味源搜寻的影响.

## References

- Ishida H, Suetsugu K, Nakamoto T, Moriizumi T. Study of autonomous mobile sensing system for localization of odor source using gas sensors and anemometric sensors. *Sensors and Actuators A: Physical*, 1994, **45**(2): 153–157
- Russell R A. Tracking chemical plumes in constrained environments. *Robotica*, 2001, **19**(4): 451–458
- Lytridis C, Kadar E E, Virk G S. A systematic approach to the problem of odour source localization. *Autonomous Robots*, 2006, **20**(3): 261–276
- Meng Qing-Hao, Li Fei. Review of active olfaction. *Robot*, 2006, **28**(1): 89–96 (孟庆浩, 李飞. 主动嗅觉研究现状. *机器人*, 2006, **28**(1): 89–96)
- Payne T L, Birch M C. *Mechanisms in Insect Olfaction*. Oxford: Oxford University Press, 1986. 27–38
- Hayes A T, Martinoli A, Goodman R M. Distributed odor source localization. *IEEE Sensors*, 2002, **2**(3): 260–271
- Li W, Farrell J A, Pang S, Arrieta R M. Moth-inspired chemical plume tracing on an autonomous underwater vehicle. *IEEE Transactions on Robotics*, 2006, **22**(2): 292–307
- Dusenbery D B. Optimal search direction for an animal flying or swimming in a wind or current. *Journal of Chemical Ecology*, 1989, **15**(11): 2511–2519
- Russell R A, Bab-Hadiashar A, Shepherd R L, Wallace G G. A comparison of reactive robot chemotaxis algorithms. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, **45**(2): 83–97
- Dusenbery D B. Upwind searching for an odor plume is sometimes optimal. *Journal of Chemical Ecology*, 1990, **16**(6): 1971–1976
- Zarzhitsky D, Spears D, Thayer D, Spears W. Agent-based chemical plume tracing using fluid dynamics. In: *Proceedings of the 3rd International Workshop on Formal Approaches to Agent-Based Systems*. Greenbelt, USA: Springer, 2004. 146–160
- Vergassola M, Villermaux E, Shraiman B I. ‘Infotaxis’ as a strategy for searching without gradients. *Nature*, 2007, **445**(7126): 406–409
- Kowadlo G, Russell R A. To naively smell as no robot has smelt before. In: *Proceedings of IEEE Conference on Robotics, Automation, and Mechatronics*. Washington D. C., USA: IEEE, 2004. 898–903
- Farrell J A, Pang S, Li W. Plume mapping via hidden Markov methods. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2003, **33**(6): 850–863
- Pang S, Farrell J A. Chemical plume source localization. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, 2006, **36**(5): 1068–1080

- 16 Li J G, Meng Q H, Li F, Zhang M L. Mobile robot based odor path estimation via dynamic window approach. In: Proceedings of IEEE Conference on Robotics, Automation, and Mechatronics. Washington D.C., USA: IEEE, 2008. 1173–1178



**李吉功** 天津大学博士研究生. 主要研究方向为主动嗅觉、机器人路径规划.  
E-mail: charles75@yahoo.cn  
(**LI Ji-Gong** Ph.D. candidate at Tianjin University. His research interest covers robot active olfaction and path planning.)



**孟庆浩** 天津大学教授. 主要研究方向为移动机器人导航与控制、机器人主动嗅觉、超声编码. 本文通信作者.  
E-mail: qh\_meng@tju.edu.cn  
(**MENG Qing-Hao** Professor at Tianjin University. His research interest covers mobile robot navigation and control, robot active olfaction, and ultrasonic code. Corresponding author of this paper.)



**李飞** 天津大学博士研究生. 主要研究方向为多机器人主动嗅觉、移动机器人.  
E-mail: lifei@tju.edu.cn  
(**LI Fei** Ph.D. candidate at Tianjin University. His research interest covers multi-robot active olfaction and mobile robot.)



**蒋萍** 天津大学博士研究生. 主要研究方向为机器人主动嗅觉、计算机视觉.  
E-mail: jiangping@tju.edu.cn  
(**JIANG Ping** Ph.D. candidate at Tianjin University. Her research interest covers robot active olfaction and computer vision.)



**曾明** 天津大学副教授. 主要研究方向为微操作机器人技术、计算机视觉、数字图像处理.  
E-mail: zengming@tju.edu.cn  
(**ZENG Ming** Associate professor at Tianjin University. His research interest covers micro-manipulation robot technology, computer vision, and digital image processing.)