

融合学习策略与导向果蝇机制的气味源主动定位方法研究

缪燕子[†], 王 玥, 李元龙, 杨春雨, 代 伟, 马小平

(中国矿业大学 信息与控制工程学院, 江苏 徐州 221116)

摘要: 工业生产过程中常发生由有害气体泄漏引起的火灾或爆炸事故, 利用载有气体传感器的移动机器人实时监测并搜索定位泄漏气体源是预防重大事故的有效方法, 而高效的搜索策略是保证机器人快速准确定位气味源的关键因素. 现有的气味源搜索算法存在定位成功率不高和对气味源定位不准的问题, 本文提出一种将仿生果蝇算法和学习策略相融合的气味搜索策略. 针对传统果蝇算法易陷入饱和和收敛的问题, 提出一种新的导向果蝇极值更新方式; 针对寻优不精的问题, 进一步提出一种基于学习策略的导向果蝇气味源搜索算法(OCGFOA). 仿真实验结果表明OCGFOA算法完成定位速度更快且离泄漏气味源位置更近, 其定位效果更能满足对危险气味源定位的要求; 最后, 在物理场景下进行气味源主动定位验证实验, 证明本文所提算法在实际场景下也具有可行性.

关键词: 智能优化算法; 果蝇优化算法; 学习策略; 连续优化; 主动嗅觉; 气味源定位

引用格式: 缪燕子, 王玥, 李元龙, 等. 融合学习策略与导向果蝇机制的气味源主动定位方法研究. 控制理论与应用, 2023, 40(5): 913–922

DOI: 10.7641/CTA.2022.11078

Study on active odor source localization method based on learning strategy and guided fruit fly mechanism

MIAO Yan-zi[†], WANG Yue, LI Yuan-long, YANG Chun-yu, DAI Wei, MA Xiao-ping

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

Abstract: During the process of industrial production, fire or explosion accidents caused by harmful gas leakage occur frequently. Using mobile robots with gas sensors to real-time monitor and locate the source of leaking gas is an effective way to prevent major accidents, and an efficient search strategy is a key factor to ensure that the robot can quickly and accurately locate the source gases. The existing algorithm to search the source gases has the problems of low positioning success rate and inaccurate positioning of the source gases, and this paper proposes a gas search strategy that combines the fruit fly optimization algorithm (FOA) and the learning strategy to improve the success rate and accuracy of robot positioning. Aiming at the problem that the traditional fruit fly algorithm is easy to fall into saturation convergence, a new guide to the extreme value update method of fruit fly is proposed. Aiming at the problem of poor optimization, the opposite learning and the Cauchy distribution random are added, and a novel oriented fruit fly odor source search algorithm based on the learning strategy oriented center guided FOA (OCGFOA) is proposed. The comparative experimental results show that the OCGFOA algorithm completes the task of locating the source gases faster and is closer to the location of the leaking source gases, which shows that its positioning effect can better meet the requirements for the positioning of dangerous source gases. Finally, we performed a verification experiment in a actual scenarios, and it is proved that the proposed algorithm is feasible in practical scenarios.

Key words: intelligent optimization algorithm; fruit fly algorithm; learning strategies; continuous optimization; active sense of smell; odor source location

Citation: MIAO Yanzi, WANG Yue, LI Yuanlong, et al. Study on active odor source localization method based on learning strategy and guided fruit fly mechanism. *Control Theory & Applications*, 2023, 40(5): 913–922

收稿日期: 2021–11–08; 录用日期: 2022–04–26.

[†]通信作者. E-mail: myz@cumt.edu.cn.

本文责任编辑: 阳春华.

江苏省研究生科研创新计划项目(KYCX21.2261), 国家重点研发计划重点专项项目(2018YFC0808100), 国家自然科学基金项目(61976218, 61973306), 江苏省自然科学基金项目(BK20200086), 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2020ZDPY0303)资助.

Supported by the Jiangsu Graduate Research and Innovation Program (KYCX21.2261), the Key Project of National Key Research and Development Project (2018YFC0808100), the National Natural Science Foundation of China (61976218, 61973306), the Natural Science Foundation of Jiangsu Province (BK20200086) and the Fundamental Research Fund for the Central Universities (2020ZDPY0303).

1 引言

近年来随着化工产业的迅猛发展,由危险气体泄漏引发的爆炸事故数量居高不下,尤其对于复杂的工业生产环境,一旦发生危险气体泄漏事故将导致惨重的人员伤亡^[1].如2019年在江苏响水发生的天嘉宜化工有限公司特别重大爆炸事故,造成78人死亡,百人重伤,经济损失达19.86亿元.因此,对危险气体泄漏源进行快速、有效的定位已经成为促进国民经济发展和保护公众安全亟待解决的问题.

为了预防有害气体泄漏引发爆炸事故,一般企业或仓库内部安装固定传感器来实现对危险气体的动态监测,该方式依赖于准确的气体分布模型,监测现场环境复杂,目标气体的分布很难用精确的数学模型来描述,因此安装传感器网络无法及时准确地定位出泄漏源位置,并不能从根本上避免事故的发生^[2].受到生物嗅觉行为的启发,一些学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^[3].利用移动机器人实现泄漏气味源的定位可以有效预防事故发生,极大降低事故带来的危害.其中,气味源的感知和搜索策略是决定机器人能否准确定位的关键因素,研究高效精准的气味源搜索算法对危险源定位工作具有重要作用.国家煤矿安全监察局2019年发布的《煤矿机器人重点研发目录》中也提到研发危险气体检测机器人的重要性.因此,研究高效的气味搜索策略和可投入使用的气体检测机器人将对安全生产和智能安防的发展具有重要意义.

传统的机器人气味源搜索方法大致分为以下4类:如表1所示.

表1 气味源搜索算法分类

Table 1 Classification of odor source search algorithm

分类	典型算法
基于风趋向性	蚕蛾算法 ^[4]
	逐步向前法 ^[5]
基于化学趋向性	E.coli算法 ^[6]
	Braitenberg算法 ^[6]
基于信息趋向性	信息趋向性算法 ^[7]
群智能算法	粒子群算法 ^[8-9]
	蚁群算法 ^[10]

1) 基于风趋向性的气味源搜索算法.机器人在模仿生物感知气味的过程中逆风而上逐步趋向高浓度区域^[11],此类算法对风场信息的准确度要求很高.在实际应用中,由于事故现场环境复杂,风向风速变化过快通常导致定位工作难以进行.

2) 基于化学趋向性的气味源搜索算法.机器人依据气味浓度梯度,由低浓度区域向高浓度区域运动.

工厂内部环境封闭存在远距离气味源和气味浓度稀疏等问题,若没有稳定的浓度梯度,机器人在搜索过程中容易陷入局部浓度最大值,导致气味源定位任务失败.

3) 基于信息趋向性的气味源搜索算法.在气味搜寻的过程中,机器人不断计算有关气味源的信息,构建出气味源概率地图.此类算法可解决气味浓度稀疏环境下的气味源定位问题,但依赖不停的概率计算,消耗大不易于实现^[12-14].

4) 基于群智能算法的气味源搜索算法.群智能算法是一类通过模拟动物种群间合作、竞争和觅食行为来迭代搜索找到寻优目标的算法^[15-17],例如常用的蚁群算法、粒子群算法等都曾应用于气味源定位研究.这两类气味搜索算法依据个体与群体逐步迭代得到的浓度信息来定位气味源,可以规避上述风场信息不稳定带来的问题,但由于算法本身存在参数较多、公式复杂的问题,会额外增加定位过程中的计算难度和计算时间.

危险气体的泄漏源定位问题与化工生产安全密切相关,果蝇优化算法(fruit fly optimization algorithm, FOA)作为一种寻优性能好、参数少且易于实现的群智能算法^[18-19],若将其应用于气味源定位领域,可以大大节约气味追踪过程中的计算成本,从一定程度上降低气体泄漏引发爆炸事故的概率.但果蝇算法本身存在易陷入收敛饱和和寻优不精的问题,若机器人在气味追踪过程中过早陷入收敛饱和,就会导致最终定位不准确,甚至定位失败.为解决这两个问题,本文提出一种基于学习策略的导向果蝇气味源定位算法(oriented center guided FOA, OCGFOA),可充分利用机器人的位置坐标信息和气味检测信息实现对气味源的高效搜索和精确定位.

针对传统果蝇算法易陷入饱和收敛的问题,本文提出导向果蝇更新机制,作为一种全新的极值更新方式,其可加快算法的收敛速度,提升机器人在前期气味追踪工作中对气味的追踪效率.针对改进果蝇算法寻优不精的问题,加入一种基于反向学习和柯西概率随机学习的策略,在气味源确认阶段工作中,使得机器人拥有逃离伪气味源的能力,并且能在气体浓度梯度变化不大的气味源区域中更精确的定位到气味源的位置,解决了现有果蝇算法容易陷入局部最优和寻优精度低的问题.

2 气味源定位问题数学描述

本文主要针对的是典型化工生产或气体仓储环境下的危险气体泄漏定位问题,泄漏气体的初期扩散运动是在二维平面内发生的,当后期受到气流及重力等因素影响后,泄漏气体会自下而上进行三维扩散运动.而用于气体搜索的机器人具备快速巡检预警功能,在

泄漏气体初期即可依据二维地面浓度场信息, 迅速开展气味源搜索定位工作. 因此, 我们将地面气体浓度场看成一个定义在二维平面内的多元函数, 且函数的最大值位于气味源邻域^[3], 把机器人定位气味源的过程看作是对该函数进行寻优, 其数学描述如下:

$$\max_{X \in D} f(X, T), X = (x, y), \quad (1)$$

其中: X 表示位置, $x, y \in \mathbb{R}$, D 表示搜索空间, T 代表时间. 气味烟羽受时变的湍流支配, 搜索空间内点 (x, y) 的浓度不仅与时间 T 有关, 还与位置相关; 由于搜索空间内存在边界条件和障碍物等限制, 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. 因此该函数具有多元不连续和存在多个极值的特性.

将气味源定位过程看成动态函数寻优问题, 通过使用OCGFOA算法求取环境内最终时刻气味浓度的最大值来模拟机器人群体定位到瓦斯气味源的过程. 对于一个总数为 N 的机器人编队($i=1, 2, \dots, N$), 其搜索过程如式(2)所示, 当个体机器人成功采集到瓦斯气体浓度信息后, 群体机器人将根据检测到的浓度信息逐步迭代追踪气味烟羽, 直至定位到泄漏的瓦斯气味源; 若追踪过程中出现目标气味稀疏和气体中断情况时, 此时机器人检测到的浓度信息为零, 机器人编队将重新进入气味搜索阶段, 通过随机搜索的方式检测环境内是否有瓦斯气体浓度信息.

$$X_{id}(t+1) = \begin{cases} X_{id}(t) + \text{rand}(R_1), & C_i(t) = 0, \\ X_{bd}(t) + \text{rand}(R_2), & \text{其他}, \end{cases} \quad (2)$$

其中: t 为搜索迭代次数; $X_{id}(t)$ 为机器人 i 在 t 次搜索中的位置向量; $X_{bd}(t)$ 为第 t 次搜索过程中获得最佳浓度机器人的位置; R_1 为完全随机飞行范围, 由搜索环境的范围决定; R_2 为半随机飞行范围, 与机器人检测到的目标气体浓度相关; $C_i(t)$ 为个体机器人在 t 次搜索过程中检测到的瓦斯气体浓度值.

3 基于学习策略的导向果蝇算法

3.1 传统果蝇算法

传统果蝇算法中, 果蝇通过个体与群体的迭代结果来逐步实现最终的寻优目标^[18-19]; 在解决气味源定位问题时, FOA可以不完全依赖浓度梯度, 更适用于上述气味源定位函数的多元不连续特性. 对于一个果蝇个数为 N 的种群, 第 i 只果蝇在维度为 D 的搜索空间内, 其位置表示为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}), i=1, 2, \dots, N$. 且该果蝇在 d 维上位置更新的方式可由下式表示:

$$X_{id}(t+1) = X_{axsd}(t) + U(m, n), \quad (3)$$

其中: t 为当前迭代的代数, $X_{id}(t+1)$ 为果蝇 i 在 $t+1$ 代的位置; $U(m, n)$ 为 m 到 n 的均匀随机数; $X_{axsd}(t)$

为上一次迭代过程中浓度最佳果蝇的位置.

3.2 导向果蝇算法

依据对果蝇群体搜索行为的观察, 每一次搜索过程中都会有一只果蝇获得种群内最佳浓度^[18], 即当前迭代次数中的全局极值. 在搜索过程中, 种群内所有果蝇都会被获得全局极值的果蝇吸引, 并且所有果蝇都在以全局极值果蝇为中心的特定区域内移动. 因此, 全局极值的更新方式对种群的移动方式和算法的性能起着关键性作用^[18-19].

定义1 导向果蝇. 导向果蝇作为一种新的极值更新方式, 代替了FOA中原有的极值更新方式. 传统更新方式的随机性较大, 容易出现误搜索, 而导向果蝇是综合考虑了种群内每一只果蝇的位置, 在一定程度上避免了无效搜索. 对于一个果蝇个数为 N 的种群, 其导向果蝇位置计算公式如下所示:

$$X_d^G(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{id}(t), \quad (4)$$

其中: t 为当前迭代的次数, $i=1, 2, \dots, N$. X_{id} 为在 d 维度上第 i 只果蝇的位置坐标.

种群内其他 N 只果蝇移动公式更新如下所示:

$$X_{id}(t+1) = X_d^G(t) + U(m, n). \quad (5)$$

3.3 基于学习策略的导向果蝇算法

为了让导向果蝇算法(GFOA)能够更好地应用于气味源定位领域, 改善GFOA对复杂函数求解不精和陷入早熟的问题, 本文提出了基于反向学习和柯西概率随机学习的导向果蝇算法, 即OCGFOA. 反向学习的主要思想是在评估当前解的同时也评估其反向解^[20], 择优使用, 以此加速搜索进程. 在导向果蝇和反向导向果蝇的位置上一定存在更优浓度解, 其中拥有更佳气味浓度的果蝇将成为新一代导向果蝇.

定义2 导向果蝇反向学习策略. 设所求目标函数的位置 $x \in [a, b]$, 对于种群个数为 N 的果蝇, 则经过反向学习得到的反向导向果蝇坐标 $X_d^{G'}(t)$ 在 d 维上位置更新的方式可由下式定义:

$$X_d^{G'}(t) = a + b - \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N X_{id}(t), \quad (6)$$

式中: a, b 均为实数, a 为可行解的最小值, b 为可行解的最大值.

随着迭代次数的增加, 果蝇种群的多样性会降低; 为避免多样性下降导致的种群陷入局部最优值, 在导向果蝇位置更新公式上引入了柯西变异算子, 并增加导向果蝇向种群内其他果蝇学习的环节^[21-22], 当学习的次数达到预定值时, 将得到最新的导向果蝇位置坐标; 导向果蝇的学习方式如下所示:

$$X_d^G(k+1) = X_d^G(k) + \text{cauchy} \times e^w \times$$

$$(X_{id}(k) - X_d^G(k)), \quad (7)$$

$$\omega = \frac{c}{c + c(t-1)}, \quad (8)$$

其中: t 为当前迭代的次数, ω 为学习调节系数, k 为学习次数, cauchy 表示标准柯西分布随机数, $X_{id}(t)$ 为第 t 代迭代过程中果蝇群体内其他的果蝇位置, C 为浓度阈值, $C(t)$ 表示第 t 代最优的浓度值. 将反向学习和柯西概率学习相结合可以让果蝇群体避免随机性的同时也让个体拥有更大概率跳到比原先更佳的位置, 这种全新的更新方式在果蝇群体达到饱和收敛或个体陷入局部最优值时, 增强种群活力避免陷入饱和和局部极值, 可提升算法的稳定性和寻优精度.

3.4 算法流程

本文提出的OCGFOA算法流程如图1所示.

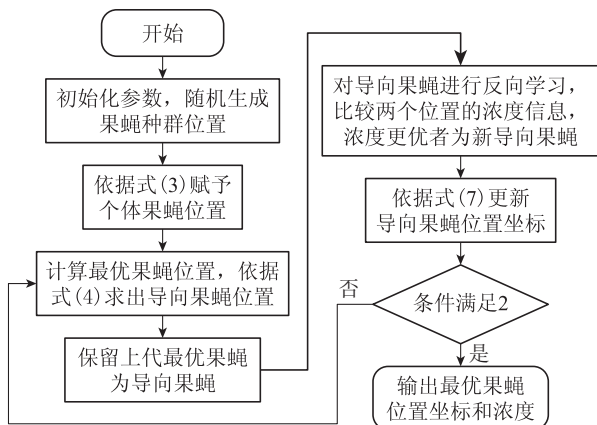


图1 基于OCGFOA算法的流程图

Fig. 1 Flow chart of OCGFOA

OCGFOA算法步骤如下:

步骤1 参数初始化, 设置种群个数、最大迭代次数;

步骤2 初始化果蝇群体位置, 计算当前果蝇个体浓度smelli;

步骤3 根据群体位置为种群引入导向果蝇, 对导向果蝇进行反向学习;

步骤4 通过学习效果确定导向果蝇位置, 并利用式(7)更新其位置;

步骤5 保留果蝇个体浓度和全局最优浓度, 果蝇群体集体更新向最优位置;

步骤6 检验是否满足以下条件: 全局最优浓度连续大于设置的初始浓度阈值, 若满足, 则停止迭代过程; 若不满足, 循环执行步骤2-5.

4 实验结果与分析

4.1 参数设置与测试函数

为了验证本文提出的基于学习策略的导向果蝇算法性能, 采用表2中经典测试函数^[22]来测试, $f1$ 是普通高维单峰函数, $f2$ 为普通高维多峰函数, $f3$ 为低维多峰函数; 其中 $f2$ - $f3$ 作为多峰函数, 与气味源定位过程中存在多个极值点的性质相近, 其结果更具有参考意义. 实验结果将以粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)、蚁群算法 (ant colony optimization, ACO)、FOA、基于最优和最差个体协同学习的果蝇优化算法 (best-worst-FOA, BWFOA)^[23]、基于细菌趋化的果蝇优化算法 (FOA based on bacterial chemotaxis, BCFOA)^[24] 和定步长果蝇优化算法 (fixed-step FOA, FS-FOA)^[11]为基准算法进行对比.

表2 测试函数

Table 2 Test functions

序号	函数名	函数表达式	定义域	最优结果
$f1$	Quartic	$f(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^4 + \text{random}(0, 1)$	$[-1.28, 1.28]$	0
$f2$	Griewank	$f(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (X_i)^2 - \prod_{i=1}^n \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$	$[-600, 600]$	0
$f3$	Schaffer	$f(x) = \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2} + 0.5$	$[-100, 100]$	0

PSO与ACO为典型的群智能算法, PSO具有相当快的逼近最优解的速度, 可以有效的对系统的参数进行优化, ACO在求解性能上具有很强的鲁棒性. BWFOA, BCFOA和FS-FOA为代表性改进果蝇算法, 相比于传统FOA, BWFOA的收敛精度有明显提升, BCFOA通过保持种群多样性解决了早熟收敛问题, FS-FOA在收敛速度上有明显提高, 3种算法均有良好的寻优收敛能力. 为了准确比较实验结果, 7种算法设

置的初始规模都相同, 种群个数设置成20, 最大评估次数设置成1000次. 为了避免优化结果的随机差异性, 所有算法在各测试函数实验中均独立运行30次, 实验结果取30次的平均值. 其中, PSO算法参数设置为 $\omega = 0.7$, $c1 = c2 = 2$, ACO算法参数设置为 $\alpha = 1$, $\beta = 2$, $\rho = 0.6$. 仿真计算机配置为Intel i5处理器, 8G内存, 64位Win7操作系统, MATLAB 2019仿真软件.

4.2 实验结果分析

7种算法对不同函数的测试结果见表3, 对比指标包括最优结果、最差结果、平均结果和标准差, 最优值和最差值表示算法的质量, 平均值表示算法最终能达到的精度值, 标准差则衡量算法的鲁棒性。

依据表3中测试数据显示, 对于高维单峰函数 f_1 , OCGFOA获得解的精度远远高于其他6种算法, 且OCGFOA求解结果的标准差也是最小的, 证明了OC-

GFOA算法不但拥有最强的寻优能力, 并且其寻优能力是最稳定的。对于多峰函数 f_2 和 f_3 , OCGFOA算法均获得了理论上的全局最优解, 效果远佳于其他6种对比算法; 经多次调整参数后重复实验, OCGFOA算法结果仍然保持最优性, 体现了其较强的鲁棒性。对于气味源定位问题, 寻优能力强的算法可帮助机器人快速找到气味源, 整体提升气味追踪阶段的效率; 而寻优精度高的算法则可实现对气味源的精准定位。

表3 实验结果对比

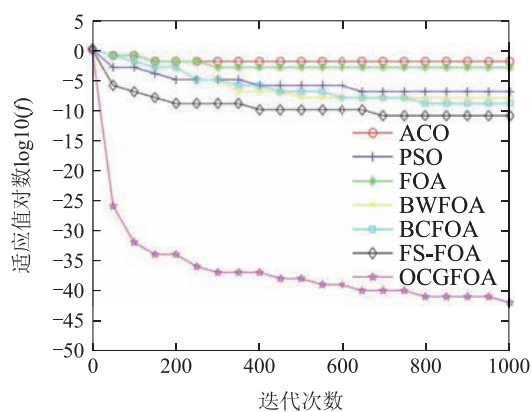
Table 3 Comparison of experimental results

函数	算法	最优结果	最差结果	平均结果	标准差
f_1	ACO	3.24e-1	8.867e-1	4.371e-1	7.134e-2
	PSO	2.332e-7	2.701e-7	2.473e-7	1.2264e-8
	FOA	1.33e-5	3.12e-2	2.73e-2	4.596e-3
	BWFOA	1.59e-8	2.12e-8	1.7332e-8	1.204e-9
	BCFOA	7.812e-9	1.02e-8	9.23e-9	1.013e-10
	FS-FOA	1.2870e-11	1.46e-11	1.4e-11	6.1737e-13
	OCGFOA	5.5413e-42	2.28e-40	9.9e-41	1.0734e-40
f_2	ACO	6.24e-4	9.86e-2	9.91e-3	3.15e-4
	PSO	2.9836e-6	4.54e-6	3.167e-6	2.337e-7
	FOA	3.703e-5	3.842e-5	3.772e-5	4.88e-7
	BWFOA	7.14e-5	7.492e-5	7.3912e-5	3.489e-7
	BCFOA	1.33e-6	4.52e-6	4.031e-6	3.72e-7
	FS-FOA	2.673e-7	2.851e-7	2.778e-7	6.187e-9
	OCGFOA	0	0	0	0
f_3	ACO	5.276e-4	9.31e-4	7.1342e-4	8.124e-5
	PSO	8.536e-5	8.91e-5	8.612e-5	1.712e-6
	FOA	3.493e-6	3.739e-6	3.584e-6	8.2339e-8
	BWFOA	6.73e-6	8.803e-5	7.214e-6	3.31e-7
	BCFOA	3.403e-6	4.2e-6	3.821e-6	2.1141e-7
	FS-FOA	2.429e-8	2.547e-8	2.481e-8	4.7053e-10
	OCGFOA	0	0	0	0

根据测试结果可知, OCGFOA算法相比于上述6种算法在最优精度、平均精度与标准差上均获得了最优解。证明导向果蝇更新机制可以提升算法整体的收敛速度, 反向学习和柯西概率学习的结合可以避免果蝇群体陷入早熟, 促使果蝇个体拥有更大概率运动到比原先更佳的位置, 大大提升算法的寻优精度, 更适用于气味源定位问题中函数存在多个极值的特性。

为了更直观地对比收敛速度, 图2(a)–(c)展示了7种算法针对3例典型测试函数寻优的收敛曲线图。从图2可以看出, 对于不同的函数类型, OCGFOA的收敛曲线比其他6种算法的收敛曲线下降得更快, 且适应度值也能最快下降到低水平。因为本文提出的OCGFOA算法中采用了新的极值更新方式, 导向果蝇拥有更佳位置的同时也加速了果蝇群体向极值靠近的速

率, 极大提升了果蝇种群的寻优效率。因此, OCGFOA收敛精度和收敛速度都高于其他6种算法。



(a) f_1

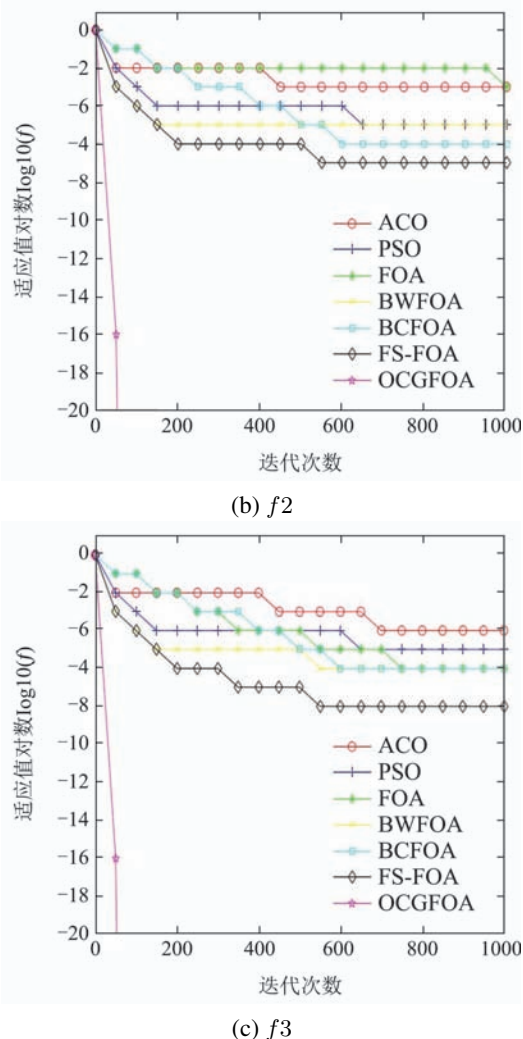


图2 算法收敛曲线图

Fig. 2 Graphs of algorithm convergence

5 气味源定位仿真实验

5.1 环境建模

化工厂生产存储区是气体泄漏的多发区域,其环境实质是一个室内自然通风环境.对于室内自然通风环境,室内气流受通风口处气流影响,运动状态要比普通情况复杂的多.且工厂环境内部陈设复杂,各类障碍物也会影响气流的运动方式,加剧气流分布的复杂度.基于化工背景利用GAMBIT构建了一个 $20\text{ m} \times 20\text{ m}$ 的仿真环境. GAMBIT为前处理软件,可以构建物理模型并进行网格划分,本实验构建的模型包含有两个入风口和一个出风口,3个不同形状大小的障碍物,泄漏的瓦斯气味源随机设置在(2, 14)处.

在利用FLUENT进行气味源扩散实验时,考虑风速风向、周围环境对不同气味的吸收率等会对气味扩散带来不确定性因素,本实验在实地检测和多次仿真实验基础上,为风速风向及周围环境吸收率均设置了合理参数,使实验结果可以更加接近真实化工厂内部环境下的气流分布状态,图3所示为本文构建的化工厂仿真环境的气味羽流分布图,释放甲烷(CH_4)气体.

5.2 仿真实验结果

根据本项目组前期相关实验结论可知^[11],机器人数量会对最终气味源定位的成功率和效率产生影响.因此,本文将机器人数量 n 设置为最适值5,且初始运动位置随机设置在(16, 4)处.由于本实验在搜索环境内加入了障碍物,瓦斯气体会聚积在某些非气味源区域,形成局部浓度最优值区域;机器人若能在相对复杂的障碍物之间持续追踪气味烟羽,则证明该搜索策略有跳出局部优值的能力.

在图3的模拟工厂环境下,机器人追踪气味源的路径如图4所示.机器人可以实时获得对应位置坐标的目标气体浓度值,OCGFOA算法对浓度值进行计算处理,浓度值大小决定机器人下一步的运动方向,当机器人运动到新的位置,会获得最新位置对应的浓度信息,不停地迭代,实现对气味的追踪和泄露气味源的定位.图4(a)–(b)表明机器人不仅成功避开了障碍物,而且顺利地通过了局部浓度极值点,以非常快的速度追踪气味烟羽.图4(c)–(d)展现了气味源确认阶段工作,由于机器人群体已经处于气味源邻域,气体浓度变化不明显,在花费了较长的时间后才结束气味源确认工作.

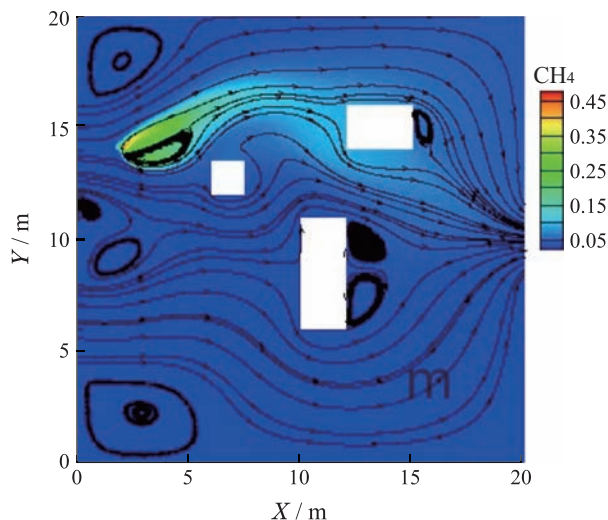


图3 气味羽流分布图

Fig. 3 Odor plume distribution map

5.3 对比实验

为了验证本文提出的OCGFOA策略在室内环境下寻优的优越性,选择PSO, BWFOA, FS-FOA和进化梯度算法在相同仿真环境下做了对比实验,进化梯度算法是一种将经典梯度算法与进化算法相结合的搜索算法,在气味定位过程中,将风场信息与气味浓度信息相结合,鲁棒性更强,作为对比算法,更能展现本文算法在定位效率上的优越性.实验结果如表4所示,其中实验的成功率反映了定位策略的鲁棒性,机器人与气味源相隔的距离即代表定位的精确度,相

隔距离越小表示机器人离气味源越近, 定位的效果越好. 对于气味源定位工作而言, 最终定位的成功率和

精度是用来评判该气味搜索算法是否切实可行的重要依据.

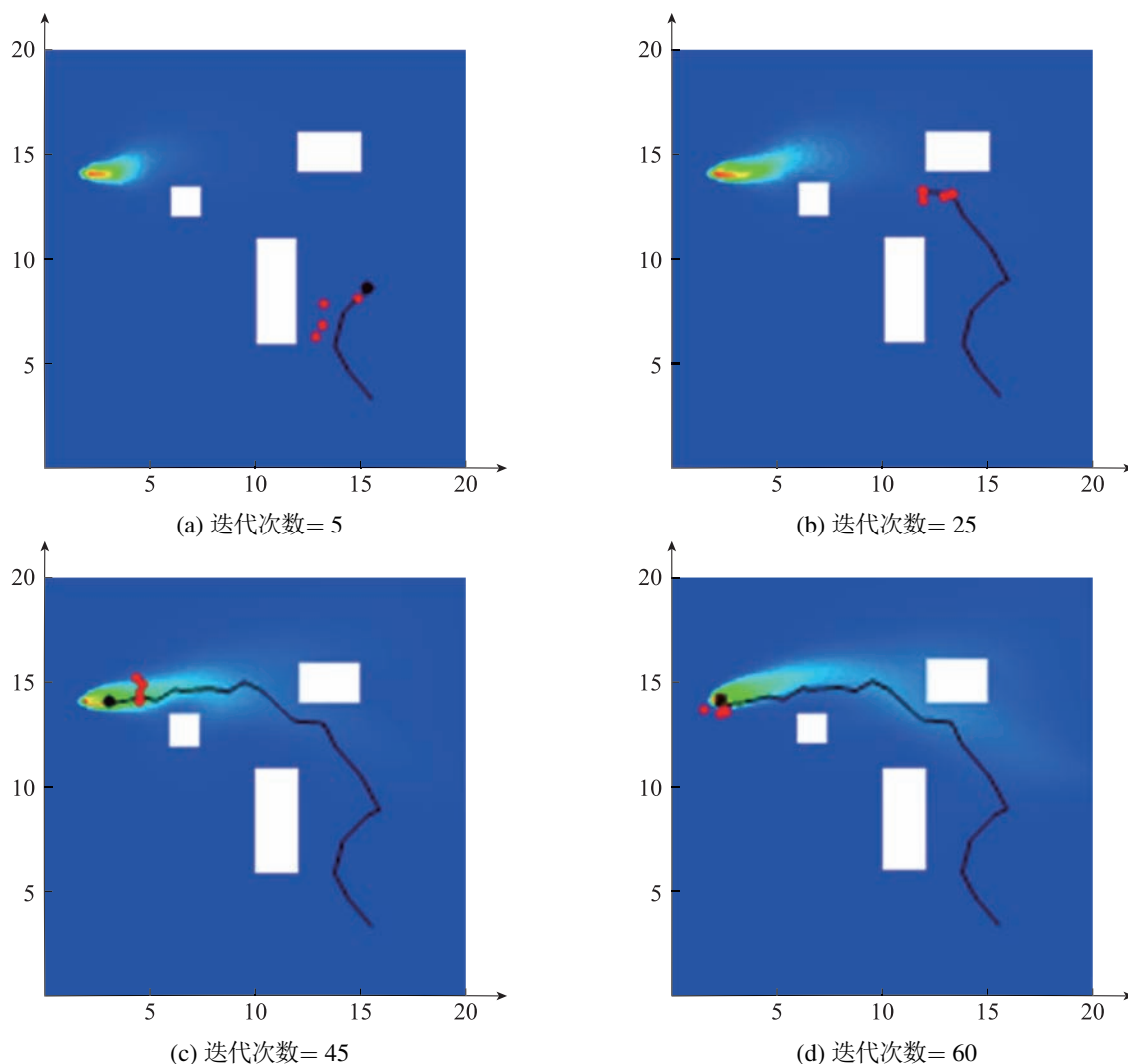


图4 机器人追踪路径图

Fig. 4 Map of robot tracking path

表4 实验对比结果

Table 4 Results of contrast experiments

搜索策略	机器人数量	最小迭代次数	成功率/%	与真实气味源相隔距离/m
进化梯度	5	72	86	0.62
PSO	5	62	100	0.372
BWFOA	5	80	90	0.462
FS-FOA	5	78	92	0.58
OCGFOA	5	54	100	0.1488

如表4所示, 基于OCGFOA策略的机器人在54次迭代后便完成气味源定位工作, 与真正的气味源仅差0.1488 m, 成功率也最高. 相比于其他4种算法, OCGFOA算法的实验效果是最好的. 较高的成功率表明在气味源确认工作中, 5种策略下的机器人都能进入气味源邻域, 但由于气味源邻域内瓦斯浓度变化率很

小, 其他4类算法会较早陷入饱和, 终止搜索任务, 因此与气味源相隔的最终距离会比较远; 而基于OCGFOA策略的机器人群体没有快速结束气味源定位工作, 而是持续搜寻不停地探索、接近气味源, 最终确认定位气味源的位置, 证明OCGFOA策略不仅能追踪到气味源邻域, 更能精确地定位到气味源的具体位置.

上述实验结果表明本文提出的OCGFOA策略可增强机器群体对位置环境的鲁棒性, 加快定位气味源的进程, 增加了实验的成功率, 并且在一定程度上缓解了气味源定位模糊不准确问题, 可以大大提升定位的精确度.

6 气味源定位验证实验

6.1 实验系统

为了进一步检验本文提出的OCGFOA算法在实际场景下定位泄漏气体源的效果, 本节将利用搭载气体

传感器的小车在真实场景下进行气味源定位验证实验. 考虑在公共区域使用危险气体实验存在安全隐患, 本次实验模拟室内环境搭建一个内部设有气体泄漏源的封闭有气流环境, 利用智能移动小车搭载传感器在该环境内部进行气味源定位验证实验. 搭建的环境是一个 $3\text{ m} \times 2\text{ m} \times 1\text{ m}$ 的封闭立方体空间, 如图5所示.



图5 实验环境设置

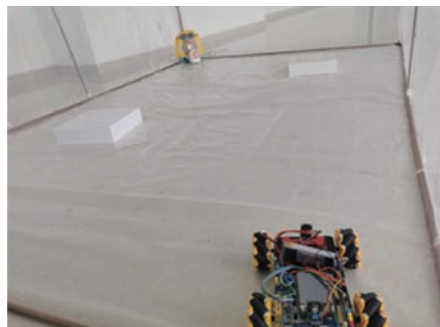
Fig. 5 Experimental environment

完整的实验系统由移动小车、气味源、气体传感器阵列共同构成, 其中, 移动小车所使用的单片机型号是STM32F407, 采用90 nm的非挥发性内存工艺, 引脚资源丰富, 适用于硬件开发与设计. 实验气体选择无毒无害的乙醇(酒精)气体, 气味源用可自由调节涌出量的酒精加湿器代替; 传感器阵列由4个TGS 2620酒精气体传感器组成, 分别固定在小车的4个轮胎外侧处, 采样周期 T 均设置为1 s. 实验过程中的数据采集工作由单片机完成, 并利用卡尔曼滤波对数据进行预处理, 减少噪声与干扰对数据测量的影响.

6.2 实验结果

实验初期实验环境内尚没有酒精气体, 传感器检测到的乙醇浓度为零, 小车从初始位置出发向前方进行随机运动, 此时小车处于随机搜索阶段, 如图6(a)所示. 当酒精加湿器开始涌出酒精气体之后, 酒精气体将随风扇气流吹散开来, 处于随机运动过程中的小车将与含有酒精气体的气流相遇. 当传感器检测到酒精气体后, 如图6(b)所示, 小车将沿着酒精气味运动, 进入气味追踪阶段. 根据传感器采集到的气体浓度信息追踪气味羽流, 并依据OCGFOA策略调整下一步运动方向.

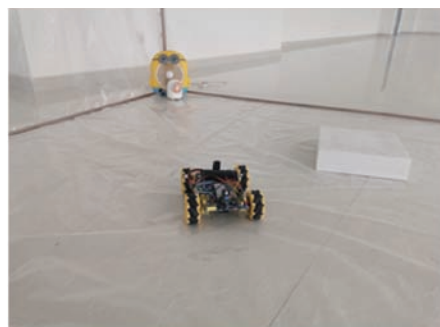
图6(b)–(e)展示了小车追踪气味烟羽的过程. 由于障碍物会影响气流的分布, 障碍物之间的边角处会有气味残留形成伪气味源, 因此小车花费了较长的时间从障碍物之间穿过. 图6(f)为气味源确认阶段, 小车在气味源附近缓慢运动最终静止, 经过多次计算判定此时气体传感器检测到气体浓度已达到涌出量阈值, 即小车成功定位到气味源.



(a) $t = 1$



(b) $t = 5$



(c) $t = 18$



(d) $t = 23$



(e) $t = 25$

(f) $t = 26$

图6 移动小车追踪气味源过程图

Fig. 6 Process of mobile car tracking odor source

本次实验将小车在每个周期内停留的位置以二维坐标形式记录, 其中, 小车初始位置坐标为(2.71, 1.61), 终点位置坐标为(0.22, 0.2), 酒精气味源位置坐标为(0.1, 0.1), 小车定位的终点位置与真实气味源位置相差约0.1562 m. 相比于表6中仿真实验的结果, 本次验证性实验在定位精度上的误差要略大一些, 分析其原因主要由以下几种: 首先, 气体传感器有响应延迟会产生一定的误差; 其次, 目标气体乙醇极易挥发, 泄漏源周围的乙醇浓度场很不稳定, 传感器检测过程中也会产生一定的误差. 考虑存在以上客观因素的影响, 本次验证性实验的结果存在一定误差是合理的.

本节利用搭载气体传感器的小车在真实场景下进行气味源定位验证实验, 结果表明OCGFOA策略在实际场景下也有较好的定位效果, 能够满足气味源定位的实时性和准确性. 因此, 本文提出的OCGFOA气味源定位策略为气体检测机器人的研发提供了良好的理论基础.

7 总结

为了适应危险气味源定位任务的要求, 并加速气味搜索的进程, 本文提出了导向果蝇更新机制, 并利用反向学习和柯西概率随机学习策略对导向果蝇的位置进行更新, 提出了一种基于反向学习和柯西概率随机学习的导向果蝇气味源定位算法, 即OCGFOA. 在模拟室内仿真环境下验证了该算法的高效性, 通过与已有的改进果蝇气味搜索算法相对比, 证明本文提出的OCGFOA策略在搜索定位中的成功率和精确度都有明显提高, 且该算法不依赖于风信息, 兼具烟羽发现、追踪和气味源确认的功能, 具有一定的优势. 为进一步验证OCGFOA算法的实用性, 本文搭建了一个封闭有气流的环境, 利用携带气体传感器的移动小车在环境内进行气味源定位实验, 实验结果表明本文提出的OCGFOA定位策略在真实场景下也能成功准确定位到泄漏气体源, 该策略为实现机器人智能嗅觉感知应用提供了切实可行的方案.

参考文献:

- [1] YAN Y, ZHANG R, WANG J, et al. Modified PSO algorithms with "request and reset" for leak source localization using multiple robots. *Neurocomputing*, 2018, 292: 382 – 390.
- [2] WU Yuxiu, MENG Qinghao, ZENG Ming. Gas source location based on mobile sensor network. *Journal of Tianjin University (Natural Science and Engineering Technology Edition)*, 2015, 48(2): 139 – 146. (吴玉秀, 孟庆浩, 曾明. 基于移动传感器网络的气体源定位. 天津大学学报(自然科学与工程技术版), 2015, 48(2): 139 – 146.)
- [3] WANG Yang, MENG Qinghao, LI Teng, et al. Odor source localization of single robot based on simulated annealing algorithm in indoor ventilation environment. *Robot*, 2013, 35(3): 283 – 291. (王阳, 孟庆浩, 李腾, 等. 室内通风环境下基于模拟退火算法的单机机器人气味源定位. 机器人, 2013, 35(3): 283 – 291.)
- [4] RUSSELL R A, BAB-HADIASHAR A, SHEPHERD R L, et al. A comparison of reactive robot chemotaxis algorithms. *Robotics and Autonomous Systems*, 2003, 45(2): 83 – 97.
- [5] ISHIDA H, SUETSUGU K, NAKAMOTO T, et al. Study of autonomous mobile sensing system for localization of odor source using gas sensors and anemometric sensors. *Sensors & Actuators A Physical*, 1994, 45(2): 153 – 157.
- [6] ZHANG Siqi, CUI Rongxin, XU Demin. Performance analysis of information tendency search algorithm in sparse environment. *Robot*, 2013, 35(4): 432 – 438. (张思齐, 崔荣鑫, 徐德民. 稀疏环境中信息趋向性搜索算法性能分析. 机器人, 2013, 35(4): 432 – 438.)
- [7] VERGASSOLA M, VILLERMAUX E, SHRAIMAN BI. 'Info-taxis' as a strategy for searching without gradients. *Nature*, 2007, 445(7126): 406 – 409.
- [8] ZHANG Jianhua, GONG Dunwei, ZHANG Yong. Limited communication multi-robot odor source search based on particle swarm optimization. *Control and Decision*, 2013, 28(5): 726 – 730. (张建化, 巩敦卫, 张勇. 基于微粒群优化的有限通信多机器人气味寻源. 控制与决策, 2013, 28(5): 726 – 730.)
- [9] ZHANG Yong, GONG Dunwei, HU Ying, et al. Multi-robot particle swarm search method for odor sources in indoor noisy environment. *Chinese Journal of Electronics*, 2014, 42(1): 70 – 76. (张勇, 巩敦卫, 胡滢, 等. 室内噪声环境下气味源的多机器人微粒群搜索方法. 电子学报, 2014, 42(1): 70 – 76.)
- [10] BAI Shuang. *Active smell based on reinforcement learning ant colony algorithm*. Tianjin: Tianjin University, 2009. (白双. 基于强化学习蚁群算法的主动嗅觉. 天津: 天津大学, 2009.)
- [11] LIANG Zhigang, GU Junhua, DONG Yongfeng. Multi-robot odor source localization based on brainstorming optimization algorithm. *Computer Applications*, 2017(12): 3614 – 3619. (梁志刚, 顾军华, 董永峰. 基于头脑风暴优化算法的多机器人气味源定位. 计算机应用, 2017(12): 3614 – 3619.)
- [12] SONG Cheng, HE Yuyao, LEI Xiaokang, et al. Multi-robot cooperative information trend smoke plume source search method based on cognitive difference. *Control and Decision*, 2018, 33(1): 45 – 52. (宋程, 贺昱曜, 雷小康, 等. 基于认知差异的多机器人协同信息趋向烟羽源搜索方法. 控制与决策, 2018, 33(1): 45 – 52.)
- [13] LI Jigong, YANG Jing, ZHOU Jieyong, et al. Mapping and location of multiple odor sources based on evidence theory in outdoor environment. *Robot*, 2019, 41(6): 771 – 778. (李吉功, 杨静, 周洁勇, 等. 室外环境下基于证据理论的多气味源测绘及定位. 机器人, 2019, 41(6): 771 – 778.)
- [14] LI J G, SUN B, ZENG F L, et al. Experimental study on multiple odor sources mapping by a mobile robot in time-varying airflow environment. *The 35th Chinese Control Conference*. Chengdu, China: IEEE, 2016, 6032 – 6037.

- [15] MIAO Y Z, WANG Y, ZHANG J W. New strategies based on improved fruit fly optimization algorithm for unknown indoor odor source location. *Proceedings of IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics*. Asahikawa: IEEE, 2020, 297 – 303.
- [16] PURNAMADAJA A H, RUSSELL R A. Pheromone communication: Implementation of necrophoric bee behaviour in a robot swarm. *Proceedings of IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics*. Piscataway, USA: IEEE, 2004: 638 – 643.
- [17] ZHANG Y, CUI G, WANG Y, et al. An optimization algorithm for service composition based on an improved FOA. *Tsinghua Science and Technology*, 2015, 20: 90 – 99.
- [18] PAN W C. *Fruit Fly Optimization Algorithm*. Tai pei: Canghai Book Company, 2011.
- [19] SHI Jianping, LI Peisheng, LIU Guoping, et al. An improved fruit fly optimization algorithm for solving constrained optimization problems and its engineering application. *Control and Decision*, 2021, 36(2): 314 – 324.
(石建平, 李培生, 刘国平, 等. 求解约束优化问题的改进果蝇优化算法及其工程应用. 控制与决策, 2021, 36(2): 314 – 324.)
- [20] WANG H, LI H, LIU Y, et al. Opposition-based particle swarm algorithm with cauchy mutation. *Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation*. Singapore: IEEE, 2007, 4750 – 4756.
- [21] ZHAO Jia, XIE Zhifeng, WANG Hui, et al. Deep learning firefly algorithm. *Chinese Journal of Electronics*, 2018, 46(11): 2633 – 2641.
(赵嘉, 谢智峰, 王晖, 等. 深度学习萤火虫算法. 电子学报, 2018, 46(11): 2633 – 2641.)
- [22] CHEN Lei, LIN Yue, KANG Zhilong. Improved bottle sea sheath group algorithm based on attenuation factor and dynamic learning. *Control Theory & Applications*, 2020, 37(8): 1766 – 1780.
(陈雷, 蔺悦, 康志龙. 基于衰减因子和动态学习的改进樽海鞘群算法. 控制理论与应用, 2020, 37(8): 1766 – 1780.)
- [23] HAN Junying, LIU Chengzhong. An efficient fruit fly optimization algorithm based on reverse cognition. *Computer Engineering*, 2013, 11: 223 – 225.
(韩俊英, 刘成忠. 反向认知的高效果蝇优化算法. 计算机工程, 2013, 11: 223 – 225.)
- [24] HAN J Y, LIU C Z. Fruit fly optimization algorithm based on bacterial chemotaxis. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(4): 964 – 966.)

作者简介:

缪燕子 教授, 博士生导师, 目前研究方向为多传感器信息融合、机器人智能感知与控制, E-mail: myz@cumt.edu.cn;

王 玥 硕士研究生, 目前研究方向为机器嗅觉, E-mail: 04151248@cumt.edu.cn;

李元龙 本科在读, 目前研究方向为移动机器人, E-mail: 1446925180@qq.com;

杨春雨 教授, 博士生导师, 目前研究方向为直线电机控制技术、奇异系统优化控制, E-mail: chunyu yang@cumt.edu.cn;

代 伟 教授, 博士生导师, 目前研究方向为复杂工业过程建模、运行优化与控制, E-mail: weidai@cumt.edu.cn;

马小平 教授, 博士生导师, 目前研究方向为智能矿山、人工智能理论及应用、井下定位, E-mail: xpma@cumt.edu.cn.