

移动机器人对气体泄漏源的定位——矩阵半张量积方法

蒋 萍^{1,2†}, 王玉振¹

(1. 山东大学 控制科学与工程学院, 山东 济南 250061; 2. 济南大学 自动化与电气工程学院, 山东 济南 250022)

摘要: 对于使用移动机器人在风速/风向变化较大的气流环境中定位气体泄漏源的问题, 我们建立了一个定位模型. 模型的输入为机器人在定位过程中实时获取的多传感器信息(激光信息、视觉信息、气体浓度信息、风信息等), 输出为相应的搜寻行为或策略, 主要包括避障行为、随机搜寻、视觉搜寻、化学趋向性搜寻、风趋向性搜寻、路径规划和气体泄漏源定位等. 利用矩阵的半张量积理论, 我们确定了这个模型输入和输出之间的结构矩阵. 根据多传感器的测量信息, 结构矩阵产生相应的搜寻行为或策略, 由动态机器人有效地完成, 以确定气体源的位置. 本方法的可靠性经过机器人实地实验得到验证.

关键词: 矩阵半张量积; 视嗅觉融合; 机器人; 气体泄漏源定位

中图分类号: TP273

文献标识码: A

Mobile robot gas source localization: a semi-tensor product approach

JIANG Ping^{1,2†}, WANG Yu-zhen¹

(1. School of Control Science and Engineering, Shandong University, Jinan Shandong 250061, China;

2. School of Electrical Engineering, University of Jinan, Jinan Shandong 250022, China)

Abstract: We build the localization model for a mobile robot in locating the gas source in the airflow environments where both the wind speed and direction have relatively large-scale fluctuation. The inputs to the localization model are multi-sensor information, such as vision, olfaction and wind information, and so on. The outputs are the corresponding searching behaviors/methods including the avoiding behavior, random searching, visual searching, chemotaxis searching, anemotaxis searching, path planning and gas source declaration, and so forth. A structural matrix of the localization model is set up based on the semi-tensor product theory. According to the measured information from multi-sensor, this structural matrix generates the corresponding searching behaviors/methods that will be efficiently carried out by the mobile robot to locate the gas source. The reliability of the proposed model is validated by real robot experiments.

Key words: semi-tensor product of matrices; fusion of vision and olfaction; mobile robot; gas source localization

1 引言(Introduction)

科学研究表明, 很多生物(如龙虾、果蝇和蚕蛾等)利用气味或/和视觉等信息完成觅食、御敌、求偶和交流等活动^[1-3]. 受到这些生物行为的启发, 一些学者自20世纪90年代开始尝试利用安装有气体、风向等传感器的移动机器人模拟自然生物的这些行为进行气体泄漏源搜寻, 并提出了相关的解决方法^[4-9]. 这些方法主要分为两类: 一类是嗅觉搜寻方法, 即机器人依据气体传感器所获取的浓度信息(或浓度梯度信息)和/或风向信息追踪气体烟羽, 并最终找到气体泄漏源. 此类方法主要分3个阶段完成, 即烟羽发现、烟羽跟踪和气味源确认. 由于受气体传感器探测距离和灵敏度的限制, 多数情况下机器人一开始不能通过嗅

觉检测到气体浓度信息, 因此只能采用随机搜寻方式进行烟羽发现(随机搜寻方式认为在搜寻场景中气体泄漏源分布的概率是相等的, 然后对场景进行遍历), 这种搜索方式效率低, 存在一定的盲目性; 在烟羽跟踪(依据浓度信息或/和风速风向信息追踪气体烟羽, 以逼近气体泄漏源)过程中, 依据嗅觉信息可能得到多个差异较大的可行路径, 机器人面临路径选择的难题; 在气体泄漏源确认过程中, 目前主要采用浓度方法进行气体泄漏源确认, 这种确认方法误判率高(如当机器人陷入局部最优时, 其检测的浓度信息比较大, 会将此局部区域误判为泄漏源). 由此可以看出, 嗅觉搜寻方法依然存在很多难以解决的实际问题. 另一类是嗅/视觉搜寻方法, 即在搜寻过程中借助视觉辅助嗅觉

收稿日期: 2014-12-17; 录用日期: 2015-08-21.

†通信作者. E-mail: cse.jiangp@ujn.edu.cn; Tel.: +86 15550049928.

国家自然科学基金项目(61374065, 61403161), 山东省泰山学者基金项目资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (61374065, 61403161) and Research Fund for the Taishan Scholar Project of Shandong Province of China.

进行搜寻. 近几年, 少数几个科研人员开始尝试利用视觉辅助嗅觉搜寻气体泄漏源, 并取得一些初步的成果. Ishida等^[10]提出通过颜色辨别物体是否为可疑目标, 由于只利用颜色信息进行目标识别, 使得该方法误判率较高, 其实际应用范围也受到很大的限制. Kowadlo等^[11]提出将“裂纹”作为气体泄漏源的视觉特征辅助嗅觉进行搜寻. 显然, 该方法只适用于机器人距离泄漏源较近且泄漏裂缝较大的情况. 上述文献所提出的方法中虽然都用到视觉信息, 但在判断的可靠性方面仍存在一定的不足; 另一方面, 上述方法中虽然都用到视觉和嗅觉两类传感信息, 但是这两类传感信息的交互仅是简单的切换模式, 即当没有检测到气体时, 机器人利用视觉搜寻可疑区域, 然后排查可疑区域是否释放气体; 当检测到气体时, 机器人沿浓度升高的方向或逆风方向搜寻可视物体. 蒋萍等^[12-13]将视觉注意机制引入到气体泄漏源定位中, 并对稳定流场下气体泄漏源定位进行了实验, 取得了一定的效果, 但是如何充分利用异类传感信息的互补性, 有效地融合嗅觉和视觉两类不同传感器的信息, 进一步提高气味源搜寻系统的鲁棒性是目前机器人气体泄漏源搜寻亟待解决的问题.

在风速/风向变化比较大的环境中, 气体源泄漏的气味主要受湍流影响, 气体浓度分布很难甚至不能用一个精确的数学模型描述. 并且, 在泄漏源定位过程中, 机器人需要实时处理来自不同传感器的具有不同特性(精确的或模糊地、确定或随机的、时变的或时不变的等)的多传感信息(视觉信息、嗅觉信息、风速/风向信息等). 已有的多传感器信息融合方法主要针对军事应用领域提出的, 包括同类传感器融合和异类传感器融合两种方法, 目前, 同类传感器信息融合方法的研究已经具有很好的基础^[14-15]. 然而, 异类传感器信息(如视觉信息和嗅觉信息属于异类传感器信息)融合却面临着许多困难, 最主要的困难是目前尚没有统一的数学工具与方法. 虽然, 生物研究也表明一些动物使用视觉辅助嗅觉进行觅食、御敌、交流等行为, 但是视觉和嗅觉究竟以什么样的机理工作目前还没有一个确切的结论. 但是, 观察生物的这些行为发现其满足一定的共性. 以人类为例进行说明, 当寻找某一燃烧物时, 一般都是先四处观察一下哪些区域最可疑, 然后先去这些可疑区域检查是否有燃烧物, 在行走过程中若遇到障碍物则避开, 闻到气味则会逆着风向观察等一系列行为, 这些行为交互执行, 最终找到燃烧物.

近年来, 程代展教授提出了一种新的矩阵理论: 矩阵半张量积(semi-tensor product: STP)理论^[16]. 这种新的矩阵乘法适用于任意矩阵相乘, 并且弥补了乘法可交换性、高维矩阵表示等矩阵和向量运算的不足.

矩阵半张量积运算可退化到普通的矩阵运算, 是普通矩阵运算的推广, 在多个领域得到了较好的应用^[17-23]. 受此启发, 本文尝试将其应用于机器人气体泄漏源定位系统中, 建立了基于矩阵半张量积的机器人气体泄漏源定位模型, 从理论的角度对时变气流环境下的机器人气体泄漏源定位问题进行了研究, 并采用真实机器人进行实验验证该模型的可行性和有效性.

2 预备知识(Preliminaries)

下面首先介绍本文的一些通用记号, 它们将在本文中用到:

δ_k^i : 单位矩阵 I_k 的第 i 列.

$\Delta_k := \{\delta_k^i | i = 1, 2, \dots, k\}$, 简记为 $\Delta := \Delta_2$.

$\mathcal{D} := \{1, 0\}$. 为方便利用矩阵表示, 将其记作为 $1 \sim \delta_2^1, 0 \sim \delta_2^2$.

$\mathcal{D}_k := \{1, \frac{k-2}{k-1}, \frac{k-3}{k-1}, \dots, 0\}$, $k \geq 2$. 类似地,

可把 k 值逻辑值表示为向量形式: $\frac{k-i}{k-1} \sim \delta_k^i, i = 1, 2, \dots, k$, 则 $\mathcal{D}_k \sim \Delta_k$.

$\text{Col}(A)$ 表示矩阵 A 的列集合, $\text{Row}(A)$ 表示矩阵 A 的行集合. $\text{Col}_i(A)$ 表示矩阵 A 的第 i 列, $\text{Row}_i(A)$ 表示矩阵 A 的第 i 行.

若将 $n \times mn$ 矩阵 A 分为 m 块 $n \times n$ 矩阵, 则 $\text{Blk}_i(A)$ 表示矩阵 A 的第 i 块 $n \times n$ 矩阵, $i = 1, 2, \dots, m$. 如 $A = [\text{Blk}_1(A) \text{Blk}_2(A) \dots \text{Blk}_m(A)]$.

如果矩阵 L 的列集 $\text{Col}(L) \subset \Delta_n$, 则矩阵 $L \in \mathcal{R}_{m \times n}$ 称为逻辑矩阵, $m \times n$ 维逻辑矩阵的全体记作 $\mathcal{L}_{m \times n}$.

设 L 为逻辑矩阵, 即 $L \in \mathcal{L}_{m \times n}$, 那么, $L = [\delta_n^{i_1} \delta_n^{i_2} \dots \delta_n^{i_r}]$. 简记为 $L = \delta_n[i_1 \ i_2 \ \dots \ i_r]$.

接下来, 简单介绍矩阵半张量积的定义和一些基本性质^[16].

定义 1 矩阵 $A \in \mathbb{R}^{m \times n}$ 和 $B \in \mathbb{R}^{p \times q}$ 的半张量积定义为

$$A \ltimes B = (A \otimes I_{s/n})(B \otimes I_{s/p}), \quad (1)$$

其中 $s = \text{lcm}(n, p)$ 是 n 和 p 的最小公倍数.

注 1 当 $n = p$ 时, 矩阵 A 与 B 的半张量积就是普通矩阵的乘积. 由此可以看出, 矩阵半张量积就是普通矩阵乘积的推广, 并且普通矩阵乘积的性质仍然适用于矩阵的半张量积. 在本文中, 默认的矩阵乘积都是半张量积, 故在不引起混淆的情况下省略符号“ $\ltimes$ ”, 矩阵的半张量积可简记为 AB .

定义 2 换位矩阵 $W_{[m,n]}$ 是一个 $mn \times mn$ 矩阵. 它的行和列都是由双指标 (i, j) 标注, 列是按照索引 $\text{Id}(i, j; m, n)$ 排列, 行是按照索引 $\text{Id}(j, i; n, m)$ 排列, 并且位于 $[(I, J), (i, j)]$ 上的元素为

$$w_{(I,J)(i,j)} = \delta_{i,j}^{I,J} = \begin{cases} 1, & I = i \text{ and } J = j, \\ 0, & \text{others.} \end{cases} \quad (2)$$

引理 1 设 $X \in \mathbb{R}^n$, $Y \in \mathbb{R}^m$ 都是列向量, 则有 $W_{[n,m]}XY = YX$, $W_{[n,m]}YX = XY$.

引理 2 令 $f(x_1, x_2, \dots, x_n) : \mathcal{D}^s \rightarrow \mathcal{D}$ 为一个逻辑函数. 则存在唯一的矩阵 $M_f \in \mathcal{L}_{2 \times 2^n}$, 称为 f 的结构矩阵, 使得

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = M_f x, \quad (3)$$

其中 $x = \bigotimes_{i=1}^n x_i$, $x_i \in \mathcal{D}$.

引理 3 将结构矩阵 $M_f W_{[k_i, \prod_{p=1}^{i-1} k_p]} = M$ 分割为 k_i 个列数相等的块, $[Blk_1(M), \dots, Blk_{k_i}(M)]$, $1 \leq i \leq n$. 如果所有的块都行等, 则 x_i 是一个冗余变量. 则 y 可重新表示为

$$y = M'_f x_1 \cdots x_{i-1} x_{i+1} \cdots x_n, \quad (4)$$

其中 $M'_f = Blk_1(M) = M_f W_{[k_i, \prod_{p=1}^{i-1} k_p]} \delta_{k_i}^1$. 利用该引理可去掉冗余变量.

3 基于STP的机器人气体泄漏源定位模型 (Gas source localization model based on STP)

在实际气体泄漏源定位过程中, 机器人需实时地、快速地处理检测到的多传感器信息(如激光信息、视觉信息、浓度信息和/或风速风向等). 本文根据传感器信息的不同建立相应的搜寻行为策略, 利用矩阵半张量积理论, 本文建立了输入为多传感器信息 x_i ($i = 1, 2, \dots, n$), 输出为相应的搜寻策略 y (m 种搜寻策略)的定位模型. 基于矩阵半张量积的机器人气体泄漏源定位模型的代数形式为

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_n) = M_f x, \quad (5)$$

其中: f 表示机器人检测的多传感器信息到其所选择的行为策略之间的映射关系: 若 $x_1 = \delta_{k_1}^{i_1}, \dots, x_n = \delta_{k_n}^{i_n}$, 则 $y = \delta_m^j$; $x_i = \delta_{k_i} [1 \ 2 \ \dots \ k_i]$ 为定位过程中机器人检测到的多传感器信息, $x := \bigotimes_{i=1}^n x_i$; $y = \delta_m [1 \ 2 \ \dots \ m]$ 为机器人根据传感器信息所选择的行为策略; M_f 为定位模型的结构矩阵, $k = \prod_{i=1}^n k_i$, $M_f \in \mathcal{L}_{m \times k}$.

定理 1 基于矩阵半张量积的机器人气体泄漏源定位模型的结构矩阵 M_f 被唯一地确定, 当且仅当机器人检测的多传感器信息与所选择的行为策略之间的映射关系是完备的.

证 充分性. 机器人检测的多传感器信息到其所选择的行为策略之间的映射关系 f 是完备的. 也就是说, 定位模型从输入(多传感器信息)到输出(不同的行为策略)有 k 个映射, 对于第 i ($i = 1, 2, \dots, k$) 个映射, 有 $x = \delta_k^i$, $y = \delta_m^j$. 则可得到结构矩阵 M_f 的第 i 列

$$\text{Col}_i(M_f) = \delta_m^j. \quad (6)$$

重复以上步骤, 若映射关系是完备的, 则可得到结构矩阵 M_f 的所有列.

必要性. 若定位模型的结构矩阵 M_f 可被唯一的确定, 则结构矩阵 M_f 的所有列均可被唯一地确定. 由于由结构矩阵的 M_f 的一列可得到一个映射关系, 则由 M_f 的 k 列可得到 k 个映射关系, 也就是说, 定位模型从输入到输出的映射关系是完备的. 证毕.

本文在实际气体泄漏源定位过程中, 检测的多传感器信息有4种: 激光测距信息(laser ranging information, LRI; “near”表示接近障碍物, “far”表示远离障碍物)、视觉信息(visual information, VI, “true”表示视觉判断有疑似气体泄漏源, “false”表示远离障碍物)、浓度信息(olfactory information, OI; “too low”表示没检测到气体浓度信息, “normal”表示检测到浓度信息, “too high”表示浓度比较大)和风信息(wind information, WI; “true”表示有风, “false”表示无风).

根据每一种传感器信息的特性, 定义输入变量为

$$\text{LRI} \sim x_1, \text{VI} \sim x_2, \text{OI} \sim x_3, \text{WI} \sim x_4,$$

$$x_1 : \text{near} \sim \delta_2^1, \text{far} \sim \delta_2^2,$$

$$x_2 : \text{true} \sim \delta_2^1, \text{false} \sim \delta_2^2,$$

$$x_3 : \text{too low} \sim \delta_3^1, \text{normal} \sim \delta_3^2, \text{too high} \sim \delta_3^3,$$

$$x_4 : \text{true} \sim \delta_2^1, \text{false} \sim \delta_2^2.$$

根据检测到传感器信息定义7种行为策略: 避障行为(obstacle avoiding behavior, OAB)、随机搜寻(random searching, RS)、视觉搜寻(visual searching, VS)、化学趋向性搜寻(chemotaxis searching, CS)、风趋向性搜寻(anemotaxis searching, AS)、路径规划(path planning, PP)、气体泄漏源确认(gas source declaration, GSD).

根据输入和输出的关系, 可以得到整个定位模型, 如图1所示.

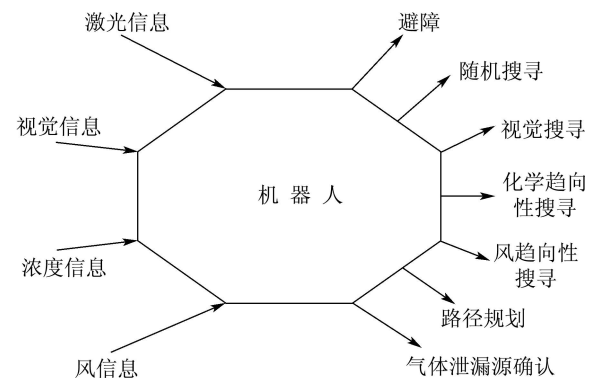


图1 系统定位模型

Fig. 1 The system diagram of mobile robot odor source localization

1) 避障行为: 在整个机器人气体泄漏源定位过程中, 为确保机器人不与环境中存在的障碍物发生碰撞, 机器人将执行避障策略。机器人通过激光传感器对周围环境中存在的物体进行实时探测, 综合激光测得的障碍物信息产生一个最终排斥力, 当此排斥力超过给定的阈值时, 机器人执行避障行为。

2) 随机搜寻: 随机搜寻行为与避障行为相结合驱动机器人按照一定的方式对环境进行遍历以发现烟羽(即检测到气体浓度信息)。只有当机器人没有检测到气体浓度信息, 并且通过视觉判断发现场景中不存在疑似泄漏源区域时, 机器人才开始随机搜寻行为, 机器人一旦检测到浓度信息, 随机搜寻行为终止。目前常用的随机搜寻方法主要有Z字形(zigzag)算法和螺旋(spiral)算法。本文采用螺旋算法进行烟羽发现, 通过向外螺旋搜索来覆盖机器人所在的局部区域检测是否有气味信息。

3) 视觉搜寻: 在进行烟羽发现时, 常用的随机搜寻方法(无论是zigzag遍历法还是spiral遍历法)认为气体泄漏源在场景中以同等大小的概率出现, 即场景中的每一点都可能是泄漏源。此假设显然与实际情况不符, 因为实际场景中有些区域出现泄漏源的概率大, 有些则很小。因此, 采用随机搜寻方法进行遍历场景来发现烟羽具有一定盲目性。视觉搜寻行为是利用视觉传感器对环境进行探测, 判断场景中是否存在疑似泄漏源区域。当机器人没有检测到浓度信息时, 开始启动视觉搜寻行为。视觉搜寻行为的优先级高于随机搜寻行为, 只要视觉输出有效(即通过视觉判断发现场景中不存在疑似气体泄漏源), 则随机搜寻行为被禁止, 反之, 如果机器人既没有检测到气体浓度信息, 同时视觉判断也没有发现有疑似气体泄漏源, 则机器人继续随机搜寻行为。借助视觉判断在一定程度上可克服随机搜寻方法的盲目性, 提高烟羽发现的效率。

在执行视觉搜寻时, 为提高其搜寻效率, 本文设计了最近邻搜寻方法, 如图2所示。假设通过视觉判断确定场景中存在4个疑似气体泄漏源, 分别标记为A, B, C, D。机器人不是直接对这个4个疑似气体泄漏源进行逐一排查, 即图2中由虚线箭头所示, 先达到A点, 若A点不是泄漏源, 则向B点行进, 然后判断B点是否是泄漏源, 若不是则接着向C点行进, 这样以此类推由A到D逐一排查, 以确定哪一个是真实的泄漏源。假设真实泄漏源在D, 按照逐一排查法只能最后到达D点, 其排查效率低。为提高视觉搜寻的效率, 本文采用距离排查法, 根据机器人所在位置分别计算其到各个疑似气体泄漏源的距离, 选择距离最短的一个疑似泄漏源点先进行排查, 如图2所示, 计算结果($|OD| < |OA| < |OC| < |OB|$)表明D点距离机器人当前位置最近, 机器人首先对D点进行排查, 根据上面的假设(D点是泄漏源), 机器人很快的找到泄漏源。若D点不是气体泄漏源, 则接着以D点为起始点, 比较D到A, B,

C点的距离, 选择距其最短的疑似泄漏源点进行排查, 依次进行。

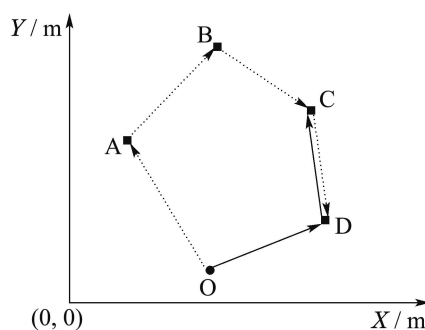


图2 视觉搜寻示意图

Fig. 2 The schematic diagram of visual searching

4) 化学趋向性搜寻: 化学趋向性方法依据传感器获取的浓度信息(或者浓度梯度)进行烟羽跟踪并逐渐接近泄漏源。当机器人检测到浓度信息, 但是机器人通过视觉判定发现场景中不存在疑似气体泄漏源区域, 则机器人采用此方法进行烟羽追踪。

5) 风趋向性搜寻: 风趋向性方法是指当机器人检测到气体浓度信息时, 便沿着逆风的方向进行跟踪并逐渐接近泄漏源。

6) 路径规划: 实际情况下由于风向的不稳定经常使得机器人跟丢烟羽。而借助视觉对场景进行判断, 则可为机器人下一步搜寻方向的确定提供有益的线索。由于烟羽复杂的动态特性, 通过单个机器人的检测值估计整个搜索空间的瞬时泄漏源概率是非常困难的。但是, 在一个小的局部范围内通过检测的信息估计泄漏源的概率是可行的。基于此, 本文首先将视觉信息判断得到的疑似泄漏源点映射到以机器人当前位置为中心的一个小局部区域, 然后, 根据机器人获取的传感器信息(气体浓度信息、风速/风向信息等)对疑似气体泄漏源在局部小区域的映射点进行泄漏源概率估计, 通过估计的概率大小来引导机器人下一步应该朝向那个方向前进。映射图如图3所示。

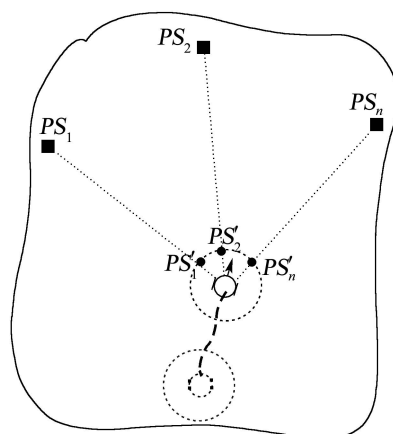


图3 疑似泄漏源坐标映射图

Fig. 3 The coordinate mapping of plausible odor sources

假设通过视觉判断在场景中存在 n 个疑似气体泄漏源,其位置表示为 $PS_i(i=1,2,\dots,n)$,以机器人当前位置为中心, r (本文中令 $r=40\text{ cm}$,可根据实验场地的大小来调整 r 的值)为半径形成一个小的圆形领域,每一个疑似气体泄漏源点与这个以机器人当前位置为圆心、 r 为半径的圆分别有一个交点 PS'_i ,通过机器人当前采集点处获取的传感器信息及历史传感器信息估计交点 PS'_i 是泄漏源的概率,机器选择概率最大点为下一步搜寻的目标点(此目标点也是通过视觉判断得到其中一个疑似泄漏源区域).

7) 气体泄漏源确认: 气体泄漏源定位任务的最终目标是找到场景中真实泄漏源所在的位置,这就需要对泄漏源进行确认. 目前已有的泄漏源搜寻方法主要是利用浓度进行确认,即当机器人检测的浓度信息在一定的时间段内(一般5 s左右)一直高于给定的阈值,则认为找到泄漏源. 前面分析发现,只利用浓度信息进行泄漏源确认可能将错误的区域误判为真的泄漏源,例如,当机器人陷入某一局部最优(机器人在此位置处检测的浓度值一直保持在最大状态)时,由于浓度值保持高于给定的阈值,则会错判局部最优处为泄漏源. 同时,若只采用视觉信息也无法正确的判断是否是真正的泄漏源,因此,为正确定位泄漏源,本文结合采用视觉信息、嗅觉信息、障碍物信息来进行泄漏源的确认,即当机器人通过视觉判定某一区域是疑似泄漏源区域,同时,机器人在此区域附近连续采集到浓度信息并且浓度数据呈增大状态,并且激光传感器检测到有障碍物,机器人一直在此区域附近来回徘徊,则认为此区域是泄漏源.

定义输出为

$$y: \text{OAB} \sim \delta_7^1, \text{RS} \sim \delta_7^2, \text{VS} \sim \delta_7^3, \\ \text{CS} \sim \delta_7^4, \text{AS} \sim \delta_7^5, \text{PP} \sim \delta_7^6, \text{GSD} \sim \delta_7^7.$$

从输入到输出的映射关系如下:

$$\begin{aligned} f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^7, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^7, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^7, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^7, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^1, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^1, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^3, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^2, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^2, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^5, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^4, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^5, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^4. \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^3, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^1, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^6, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^2, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^1, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^2, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^5, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^2, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^4, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^1) &= \delta_7^5, \\ f(x_1 = \delta_2^2, x_2 = \delta_2^2, x_3 = \delta_3^3, x_4 = \delta_2^2) &= \delta_7^4. \end{aligned}$$

根据上述输入到输出的映射关系,结合式(9)可得到定位模型的结构矩阵 M_f :

$$M_f = \delta_7[1 \ 1 \ 7 \ 7 \ 7 \ 7 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 3 \ 3 \\ 6 \ 6 \ 6 \ 6 \ 2 \ 2 \ 5 \ 4 \ 5 \ 4],$$

$$y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4.$$

利用引理4检验 x_1, x_2, x_3 和 x_4 是否是 y 的冗余变量.

$$M_f = \delta_7[1 \ 1 \ 7 \ 7 \ 7 \ 7 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 3 \ 3 \\ 6 \ 6 \ 6 \ 6 \ 2 \ 2 \ 5 \ 4 \ 5 \ 4],$$

$$M_f W_{[2,2]} = \delta_7[1 \ 1 \ 7 \ 7 \ 7 \ 7 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 1 \\ 3 \ 3 \ 6 \ 6 \ 6 \ 6 \ 2 \ 2 \ 5 \ 4 \ 5 \ 4],$$

$$M_f W_{[3,4]} = \delta_7[1 \ 1 \ 1 \ 1 \ 3 \ 3 \ 2 \ 2 \ 7 \ 7 \ 1 \ 1 \\ 6 \ 6 \ 5 \ 4 \ 7 \ 7 \ 1 \ 1 \ 6 \ 6 \ 5 \ 4],$$

$$M_f W_{[2,12]} = \delta_7[1 \ 7 \ 7 \ 1 \ 1 \ 1 \ 3 \ 6 \ 6 \ 1 \ 5 \ 5 \\ 1 \ 7 \ 7 \ 1 \ 1 \ 1 \ 3 \ 6 \ 6 \ 2 \ 4 \ 4],$$

由以上结构矩阵可以看出 x_1, x_2, x_3 和 x_4 都不是 y 的冗余变量. 接下来每一种对搜寻策略进行简单介绍.

假设机器人实时检测的传感器信息有视觉信息、浓度信息及风信息,则根据定位模型可以得到 $y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4 = M_f \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^1 = \delta_7^6$,即机器人进行路径规划. 若机器人实时检测到的传感器信息只有视觉信息,则根据定位模型可以得到 $y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4 = M_f \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^2 = \delta_7^3$,即机器人进行视觉搜寻. 若机器人实时检测到的传感器信息有障碍物信息、视觉信息、气体浓度信息(风信息有无无关),则根据定位模型可以得到 $y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4 = M_f \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^1 = \delta_7^7$,或者 $y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4 = M_f \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^2 = \delta_7^7$,即机器人进行气体泄漏源确认.

4 理论结果应用与分析 (Application and analysis of theoretical results)

气体泄漏源定位系统由移动机器人和传感器组两部分组成,如图4所示. 传感器组主要包括视觉传感

器、气体传感器、电子罗盘、风速/风向传感器及激光测距仪等。视觉传感器离地面约1.3 m, 装配Pan-Tilt两自由度云台, 摄像头水平视场角为65°, 垂直观场角为25°, 采集图像大小为320 × 240像素; 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; 气体传感器可提供当前采样点的气体浓度信息; 风传感器可提供当前采样点的风速/风向信息; 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。

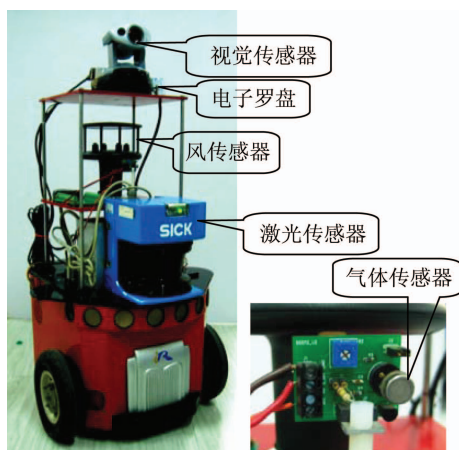


图 4 机器人平台

Fig. 4 The robot platform

4.1 视觉信息离线学习结果 (Off-line learning results of visual information)

本文首先将阀门(用于模拟气体泄漏源)置于实验室不同的位置, 共采集100幅训练样本图像, 采用任务驱动视觉注意机制方法(top-down visual attention mechanism, TDVAM)^[12]对训练样本图像进行迭代学习, 得到初级特征对比映射图合并权值系数, 然后根据学习结果选取最佳尺度及最优特征对机器人实时获取的场景图像进行显著区域计算。为进一步更准确的判定候显著选区域是否存在疑似泄漏源, 利用对样本图像目标区域形状特征统计的结果, 对候选区域提取多个形状特征并进行匹配分析^[13]。表1给出了TDVAM结合形状匹配法(shape matching, SM)的判别结果, 并与TDVAM结合模板匹配法(template matching, TM)的比较结果, 其中模板大小取20 × 30像素。

对100幅样本图像采用TDVAM方法进行显著区域计算, 标记每幅图像前3个最显著区域, 共有93幅图像的显著区域中含有阀门, 其中第一显著区域中含阀门的图像为64幅。从表1可以看出, 无论是成功率还是计算时间, 视觉注意机制结合形状匹配的方法(92.47%)远远优于模板匹配法(31.18%), 同时, 发现TDVAM+TM方法的成功率远低于单独采用TDVAM方法的成功率(68.81%)。其原因在于, 模板匹配方法对目标物体的成像大小变化较为敏感。

表 1 成功率及计算时间

Table 1 Success rates and time costs

	TDVAM	TDVAM+SM	TDVAM+TM
成功次数	64(93)	86(93)	29(3)
正确率/%	68.81	92.47	31.18
平均时间/ms	151	154	208

4.2 机器人实时搜寻结果 (Real-time searching results of mobile robot)

本文设计了两组实验, 一组是视觉判断场景中存在疑似气体泄漏源, 但是没有气体浓度信息, 这时机器人会执行视觉搜寻行为。当只有一个疑似气体泄漏源时, 机器人直接向其运动以排查是否是泄漏源。当视觉判断场景中存在多个疑似气体泄漏源时, 则将根据距离的远近进行最近邻排查, 即机器人总是最先排查距离其最近的疑似泄漏源区域。视觉搜寻结果如图5所示。

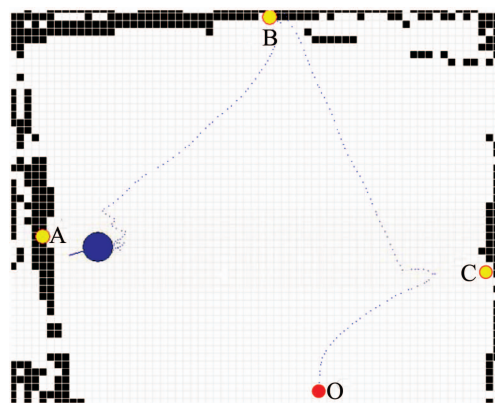


图 5 视觉搜寻结果

Fig. 5 The visual searching result

由图5可以看出, 视觉判断场景中存在3个疑似气体泄漏源, 分别标记为A, B和C。O为机器人所在位置, 经过计算C点距离机器人当前位置最近, 则机器人最先趋近于C点进行排查, 在行进的过程中没有检测到气体浓度信息, 同时, 达到C点后也没有检测到气体浓度信息, 机器人认为C点不是气体泄漏源, 根据当前位置计算剩余疑似气体泄漏源到其的距离, 选择距离其最近的作为下一个被排查对象。依次类推, 对疑似气体泄漏源进行最近距离逐一排查直到找到真正的源。图中蓝色虚线为机器人排查的轨迹。

第2组实验视觉信息判定场景中存在疑似气体泄漏源, 同时加湿器释放酒精(场景中有气体泄漏), 对于第2组实验, 当机器人检测到气体浓度信息, 并且视觉判断场景中存在疑似气体泄漏源时, 机器人通过融合嗅觉和视觉信息进行路径规划。当视觉判断此区域是疑似泄漏源区域, 同时气体浓度不断增大, 激光信息判断有障碍物, 机器人执行气体泄漏源确认行为。第2组实验结果见图6-8。图6为机器人定位过程中采集的场景图像及其计算结果, 图7为机器人定位过程

中的行走位置截图,图8为机器人定位轨迹。

在图6中,左列3幅图像为机器人实时搜寻过程中获取的场景图像,右列3幅图像为采用任务驱动视觉注意机制计算得到的场景图像对应的显著图。在显著图中区域越亮表示相应的原始图像中此区域在图像中越显著。场景图像中灰色到白色3个圆圈是TDVAM计算模型得到3个显著区域,红色圆圈是采用形状分析方法对显著性区域进行匹配得到的疑似泄漏源区域。

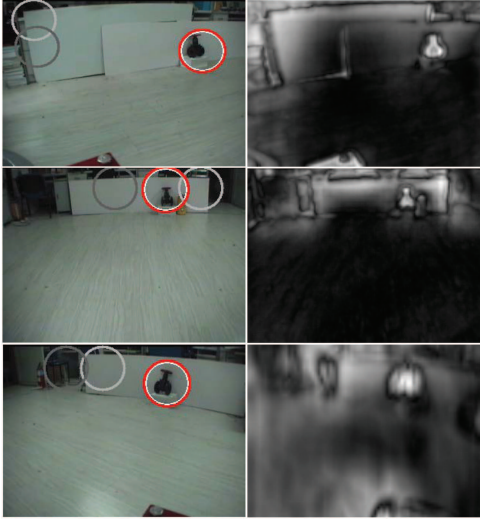


图6 场景图像及其显著图

Fig. 6 The scene images and the saliency maps

在图7中,由左到右、由上到下为机器人搜寻过程中不同位置的截图。左上角第1幅图为机器人初始位置,机器人没有检测到浓度信息,视觉判定场景中有3个疑似气体泄漏源区域,机器人朝向距离其最近的A点(见图8)行走,行走过程中检测到浓度信息,根据路径规划的结果改变行走方向,直到最终的逼近真实泄漏源(图8中B点)。

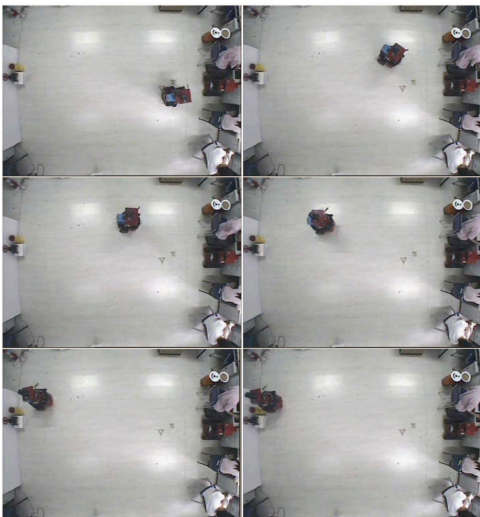


图7 机器人行走位置截图

Fig. 7 Moving positions of the robot

在图8中,红色实心圆点O点为机器人初始位置,A、B、C为视觉判定的疑似泄漏源区域,真实泄漏源在B点处。初始时刻机器人没有检测到障碍物信息、气体浓度信息,但是机器人视觉信息有效(即机器人通过视觉判断发现场景中存在3处疑似气体泄漏源区域A、B、C),风信息有效,根据定位模型可以得到输出 $y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4 = M_f \delta_2^2 \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^1 = \delta_7^3$,即机器人执行视觉搜寻。根据机器人当前位置,计算出距离A点最近,因此,机器人朝向A点所在位置运行。在运行过程中,机器人检测气体浓度信息,根据定位模型可以得到输出 $y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4 = M_f \delta_2^2 \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^1 = \delta_7^6$,即执行路径规划,确定下一步搜寻方向,从图8中机器人的运行轨迹可以看出,机器人在向A点运行一段时间后,开始调整方向向逼近气体泄漏源(图中B点)的方向前进。在靠近气体泄漏源后,激光信息为“near”,气体浓度信息为“too high”,视觉信息为“true”,风信息为“true”。根据定位模型可以得到输出 $y = M_f x_1 x_2 x_3 x_4 = M_f \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^1 \delta_2^1 = \delta_7^7$,即执行气体泄漏源确认。从图8中可以看出,机器人在泄漏源附近不停徘徊,则机器人认为此处疑似泄漏源为真实的泄漏源,完成定位任务。

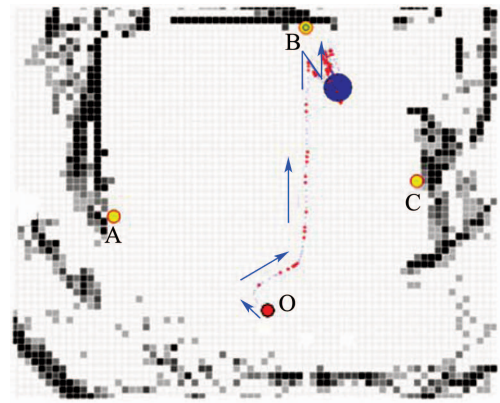


图8 机器人运行轨迹

Fig. 8 GSD trajectory of mobile robot

5 结论(Conclusions)

在泄漏源定位过程中,机器人需要处理来自多个传感器的多传感信息,其中,视觉信息、气体浓度信息、风信息等属于典型的异类传感器信息,而目前异类传感器信息融合却面临着许多困难,最主要的困难是目前尚没有统一的数学工具与方法。同时由于环境因素或传感器自身因素的影响,某些传感器信息有可能失效,因此,需要设计一个容错性比较好的定位体系来完成泄漏源的定位任务。针对机器人气体泄漏源定位的问题,目前利用视/嗅觉等多传感器信息进行定位的研究还比较少,现有的融合方法主要对多传感器信息进行了切换处理,相比于现有的基于最小二乘法和包容体系结构的气体泄漏源定位方法,本文所建立的模型不需要对各种搜寻方法进行精确分级,同时本

文所建立的模型其容错性更强, 即本文所建立的模型可以根据需要增加或删除新的定位方法. 本文以机器人实时检测到的多传感器信息为输入, 不同的搜寻行为策略为输出, 建立了基于矩阵半张量积的定位模型, 尝试从理论的角度对机器人检测的异类传感器信息建立融合模型, 提供了一种解决机器人气体泄漏源定位问题的数学工具. 并通过真实实验对定位模型进行了可行性验证.

参考文献(References):

- [1] FRYE M A, TARSTANO M, DICKNSON M H. Odor localization requires visual feedback during free flight in *Drosophila melanogaster* [J]. *Experimental Biology*, 2003, 206: 843 – 855.
- [2] GUO J Z, GUO A K. Crossmodal interactions between olfactory and visual learning in *drosophila* [J]. *Science*, 2006, 309(5732): 307 – 310.
- [3] NETO A M, GARDE R T. Fine-scale structure of pheromone plumes modulates upwind orientation of flying moths [J]. *Nature*, 1994, 369(6476): 142 – 144.
- [4] RUSSELL R A. Survey of robotic applications for odor-sensing technology [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2001, 20(2): 144 – 162.
- [5] MENG Q H, LI F. Review of active olfaction [J]. *Robot*, 2006, 28(1): 89 – 96.
- [6] LILIENTAL A J, LOUTIFI A, DUCKETT T. Airborne chemical sensing with mobile robots [J]. *Sensors*, 2006, 6(11): 1616 – 1678.
- [7] NAEEM W, SUTTON R, CHUDLEY J. Chemical plume tracing and odor source localization by autonomous robots [J]. *Journal of Navigation*, 2007, 60(2): 173 – 190.
- [8] KOWADLO G, RUSSELL R A. Robot odor localization: a taxonomy and survey [J]. *The International Journal of Robotics Research*, 2008, 27(8): 869 – 894.
- [9] ISHIDA H, WADA Y, MATSUKURA M H. Chemical sensing in robotic applications: a review [J]. *IEEE Sensors Journal*, 2012, 12(11): 3163 – 3173.
- [10] ISHIDA H, TANAKA H, TANIQUCHI H, et al. Mobile robot navigation using vision and olfaction to search for a gas/odor source [J]. *Autonomous Robots*, 2006, 20(3): 231 – 238.
- [11] KOWADLO G, RALISON D, RUSSELL R A, et al. Bi-modal search using complementary sensing (olfaction/vision) for odour source localisation [C] // *IEEE Conference on Robotics and Automation*. Piscataway, NY: IEEE, 2006: 2041 – 2046.
- [12] 蒋萍, 孟庆浩, 曾明. 一种新的移动机器人气体泄漏源视觉搜寻方法 [J]. *机器人*, 2009, 31(5): 397 – 403.
(JIANG Ping, MENG Qinghao, ZENG Ming, et al. Mobile robot based gas leakage source localization by a novel visual searching method [J]. *Robot*, 2009, 31(5): 397 – 403.)
- [13] 蒋萍, 孟庆浩, 曾明. 融合机器人视/嗅觉信息的室内气体源识别 [J]. *高技术通讯*, 2011, 21(8): 867 – 872.
(JIANG Ping, MENG Qinghao, ZENG Ming, et al. Indoor gas source identification by fusing visual and olfactory information of a mobile robot [J]. *High Technology Letter*, 2011, 21(8): 867 – 872.)
- [14] KHALEGHI B, KHAMIS A, KARRAY F O. Multisensor data fusion: A review of the state-of-the-art [J]. *Information Fusion*, 2013, 14 (1): 28 – 44.
- [15] 陈科文, 张祖平, 龙军. 多源信息融合关键问题、研究进展与新动向 [J]. *计算机科学*, 2013, 40(8): 6 – 13.
(CHEN Kewen, ZHANG Zuping, LONG Jun. Multisource information fusion key issues, research progress and new trends [J]. *Computer Science*, 2013, 40(8): 6 – 13.)
- [16] CHENG D Z, QI H S, LI Z Q. *Analysis and Control of Boolean Networks: a Semi-tensor Product Approach* [M]. London: Springer, 2011.
- [17] CHENG D Z, FENG J, LÜ H L. Solving fuzzy relational equations via semi-tensor product [J]. *IEEE Transaction on Fuzzy Systems*, 2012, 20(2): 390 – 396.
- [18] FENG J, LÜ H L, CHENG D Z. Multiple fuzzy relation and its application to coupled fuzzy control [J]. *Asian Journal of Control*, 2013, 15(5): 1313 – 1324.
- [19] 葛爱冬, 王玉振, 魏爱荣. 多变量模糊系统控制设计及其在并行混合动力汽车中的应用 [J]. *控制理论与应用*, 2013, 30(8): 998 – 1004.
(GE Aidong, WANG Yuzhen, WEI Airong, et al. Control design for multi-variable fuzzy systems with application to parallel hybrid electric vehicles [J]. *Control Theory & Applications*, 2013, 30(8): 998 – 1004.)
- [20] LI H T, WANG Y Z. Boolean derivative calculation with application to fault detection of combinational circuits via the semi-tensor product method [J]. *Automatica*, 2012, 48(4): 688 – 693.
- [21] LI H T, WANG Y Z, LIU Z B. Existence and number of fixed points of Boolean transformations via the semi-tensor product method [J]. *Applied Mathematics Letters*, 2012, 25(8): 1142 – 1147.
- [22] LIU Z B, WANG Y Z. Disturbance decoupling of mix-valued logical networks via the semi-tensor product method [J]. *Automatica*, 2012, 48(8): 1839 – 1844.
- [23] WANG Y Z, ZHANG C H, LIU Z B. A matrix approach to graph maximum stable set and coloring problems with application to multi-agent systems [J]. *Automatica*, 2012, 48(7): 1227 – 1236.

作者简介:

蒋萍 (1980–), 女, 讲师, 目前研究方向为多源信息融合, E-mail: cse.jiangp@ujn.edu.cn;

王玉振 (1958–), 男, 教授, 目前研究方向为非线性控制、Hamilton控制系统理论、逻辑动态网络、复杂系统, E-mail: yzwang@sdu.edu.cn.