

可应用于气体泄漏源搜寻的融合算法

邓振文 孙启源 贾云伟 袁志千

(天津理工大学天津市先进机电系统设计与智能控制重点实验室 天津 300384)

摘 要 多源信息融合算法主要应用于移动机器人对有害气体泄漏源的搜寻。为提高搜寻效率,用视觉传感器和嗅觉传感器共同获取环境信息,其中嗅觉传感器采用多气体传感器代替单气体传感器以提高测量的可靠性,测量位置也由单点向多点转变,并选用合适的算法分别实现各级数据的融合,最终决策移动机器人的搜寻方向。数据表明,加权平均法用于融合同类气体传感器的数据,可减小噪声和仪器故障的影响;最小二乘法可最优估计未知参数,用于反求泄漏源信息,可初步估计泄漏源的位置和流量;概率赋值方式可容纳多种信息途径共同判断泄漏源,从而更合理地确定搜寻目标。

关键词 多源信息,信息融合,有害气体,泄漏源,搜寻

中图分类号 TP391.7 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2016.8.043

Some Fusion Algorithms Used in Localization of Gas Leakage Source

DENG Zhen-wen SUN Qi-yuan JIA Yun-wei YUAN Zhi-qian

(Tianjin Key Laboratory of the Design and Intelligent Control of the Advanced Mechatronical System,
Tianjin University of Technology, Tianjin 300384, China)

Abstract Multi-source information fusion algorithms were used in the searching of gas leakage source in this paper. In order to improve the efficiency, gas sensors and vision sensor were mixed to get information, single gas sensor measurement was replaced by the multiple gas sensors, and the measurement method was changed from single-point to multi-point. In each data fusion period, some suitable algorithms are applied to determine the searching direction of the robot. The result indicates that the weighted average method used to fuse the data of gas sensors with same kind can reduce the influence of the noises and other troubles, the least square method which can optimally estimate unknown parameters can originally estimate the location and flow of the leakage, and the Bayesian inference can accumulate different information source to judge the leakage, leading the robot to search the target more reasonable.

Keywords Multiple-source information, Information fusion, Harmful gas, Leakage source, Searching

1 引言

近年,由于气体泄漏事故频发,家庭与工厂的安全问题得到广泛重视。已有多种气体泄漏源搜寻方法被提出,其中包括泄漏源反演方法(Inversion Method)^[1]、传感器网络方法(Wireless Sensor Networks)^[2]、仿生嗅觉方法(Active Olfaction)^[3]和视觉方法(Visual Search Method)^[4]等。

这些方法在特定环境下能实现气体泄漏源的搜寻,但是仍然存在一些不足。例如,泄漏源反演方法完全依赖理论模型,而传感器网络方法需布置大量传感器,且数据在通信过程中会出现衰减和噪声等现象,所以这两种方法将产生较大的误差,只能近似确定泄漏源的位置或区域;仿生嗅觉方法仅依靠嗅觉传感器获取数据进行搜寻,很容易受到环境不规则的波动,因而搜寻效率较低;视觉方法应用较少,主要是由于一般性气体泄露后均无色透明地融入于空气中,很难通过普通视觉传感器发现,且泄露源的形状等视觉信息很难提前预知。因此,采用单传感器或单途径进行泄漏源搜寻将存在局限性。

多源信息融合可在多方面弥补单传感器的不足。文献[5]简单介绍了多传感器搜寻方法,使用搭载的摄像机和气体传感器等设备,在气体传感器识别到有害气体后,移动机器人朝逆风向的疑似泄漏源靠近并确认泄漏源;Jianhua^[6]根据嗅觉和视觉的融合方式将泄漏源搜寻分为两个阶段(寻找和定位)并提供对应的搜寻策略,优化了信息融合的步骤;Qiang^[7]对融合算法进行改进,采用多机器人搜寻未知气体源,通过群体决策机制融合各机器人的软传感器信息得到疑似位置,最后由控制算法确定各机器人的搜寻方向。本文借助以往学者的经验,通过加权平均法、最小二乘法和 Bayes 理论等算法进行嗅觉和视觉信息各级数据的融合,并制定相应的搜寻策略,实现移动机器人对有害气体泄漏源的搜寻,最后通过实验数据验证了算法的有效性。

2 融合算法的应用

人们闻到异味时,通常先环视四周的环境物体,通过经验确定周围环境中概率最大的疑似泄漏源,例如,如果闻到液化

到稿日期:2015-06-30 返修日期:2015-10-10 本文受国家自然科学基金(61201081),天津市高等学校科技发展基金(20130704)资助。

邓振文(1990—),男,硕士生,主要研究方向为传感器技术等;孙启源(1967—),男,博士,教授,硕士生导师,主要研究方向为机器人技术、机器视觉;贾云伟(1979—),女,博士,副教授,硕士生导师,主要研究方向为机器人技术、机器视觉, E-mail: yunweijia@163.com(通信作者);袁志千(1990—),男,硕士生,主要研究方向为机器人技术。

气的味道,第一反应是检查液化气管接头是否存在密封不足等;经过视觉判断后,通常选择概率最大的疑似泄漏源作为第一搜寻目标;靠近一个搜寻目标,当发现气味的浓度逐渐减小甚至消失时,一般停止搜寻而重新判决并搜寻下一个疑似泄漏源,直至发现泄漏源。模仿人类这一行为,制定了移动机器人的整个气体泄漏源搜寻系统框图,如图1所示。

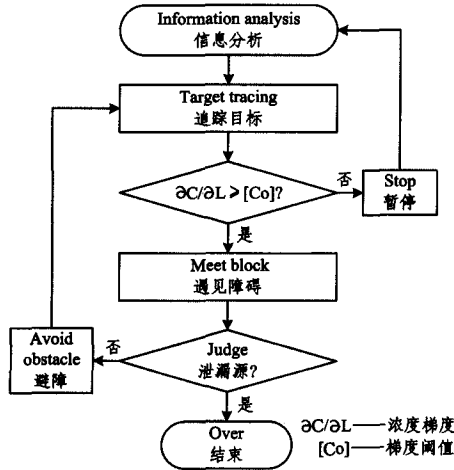


图1 泄漏源搜寻系统框图

信息分析是搜寻系统的数据融合环节。如图2所示,本文主要融合气体传感器和视觉传感器所获取的信息,各传感器的信息通过对应的算法赋予各环境物体于泄漏源概率(包括反求概率和视觉概率),驱使机器人向最大概率物体趋近直至找到泄漏源。

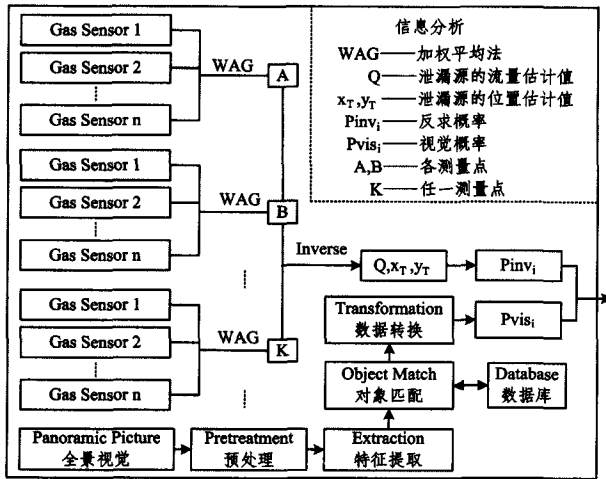


图2 信息分析的融合步骤

2.1 模型选择

为了结合浓度信息反向估计泄漏源的位置和流量等信息,需要根据大气环境选择合适的气体扩散模型。常见的气体扩散模型有:高斯模型、BM模型、Sutton模型和FEM3模型^[8]。但高斯烟羽模型不适合于无风的室内环境,只适用于平均风速不小于1m/s的定常态大气环境^[8]。于畅^[9]对室内无风干扰的稳定环境进行分析,得到室内泄漏扩散的简化模型,本文将引用此模型进行融合计算。气体泄漏扩散模型为:

$$C = \frac{Q}{4\pi^3 \sqrt{E_x E_y E_z} \sqrt{\sum x_i^2}} = \frac{Q}{4\pi^3 L \sqrt{E_x E_y E_z}} \quad (1)$$

其中,C为任意点扩散后的气体浓度,单位为 kg/m^3 ;Q为泄漏源的流量,单位为 m^3/s ; E_x, E_y, E_z 为 x, y, z 坐标方向的扩散参数,由Pasquill-Gifford扩散曲线^[10]近似确定; x_i 为该任意点相对泄漏源的 x, y, z 轴坐标分量,单位为m;L为该任意点

距泄漏源的距离,单位为m。

2.2 融合过程及算法

为估计泄漏源信息,还需测量多个位置的气体浓度信息。本文使移动机器人环绕原点一圈,分别测量圈上3点(A, B, C)和原点(S)处的浓度值。通过4个点的测量值,结合气体扩散模型,可初步估计泄漏源位置和流量,之后通过融合算法对各环境物体进行概率赋值,并与视觉处理后的视觉概率共同决策机器人的走向。

Step1 加权平均法融合任一测量点K处气体传感器的浓度信息。

由于可认为气体传感器测量的浓度值服从正态分布,因此融合算法所得到的浓度值也可认为服从正态分布 $N_{CK}(\mu_{CK}, \sigma_{CK})$:

$$\mu_{CK} = \frac{\sum_{i=1}^n \omega_i x_i}{\sum_{i=1}^n \omega_i}, \sigma_{CK} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu_{CK})^2}$$

$$\omega_i = \frac{\phi_i \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)}{\sum_{i=1}^n \phi_i \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)} \quad (2)$$

其中, x_i 为第*i*个气体传感器的测量值; ω_i 为权重; $\phi_i(u)$ 为标准正态分布密度函数; μ 为测量平均值; σ 为测量标准差。

Step2 根据 $S(0,0), A(x_A, y_A), B(x_B, y_B), C(x_C, y_C)$ 4个测量点的浓度值,初步估计泄漏源T的流量Q和位置 (x_T, y_T) 。

由模型扩散方程可求得泄漏源与各测量点K的理论距离 $N_{LK}(\mu_{LK}, \sigma_{LK})$:

$$\mu_{LK} = \frac{Q}{4\pi^3 \mu_{CK} \sqrt{E_x E_y E_z}} \quad (3)$$

$$\sigma_{LK} = \frac{Q}{4\pi^3 \sqrt{E_x E_y E_z}} \cdot \frac{\sigma_{CK}}{\mu_{CK}}$$

假设泄漏源T的坐标为 (x_T, y_T) ,根据假设信息与理论信息最接近,由最小二乘法:

$$L(Q, x_T, y_T) = \sum_K (\mu_{LK} - \sqrt{(x_T - x_K)^2 + (y_T - y_K)^2})^2 \quad (4)$$

使 $L(Q, x_T, y_T)$ 值最小,可初步估计泄漏源的流量Q和位置 (x_T, y_T) 。此时泄漏源与各测量点K的理论距离可表示为正态分布 $N_{LK}(\mu_{LK}, \sigma_{LK})$ 。

Step3 赋予环境物体嗅觉反求概率 $Pinvi$ 。

此时由 S, A, B, C 4点 $N_{LK}(\mu_{LK}, \sigma_{LK})$ 在二维环境中构成一个复合概率分布。本文将环境各位置处的复合概率称为反求概率($Pinvi$)。设有任意位置 (x, y) ,则其距S点的距离为 $D_S = \sqrt{x^2 + y^2}$,与摄像头正前方的夹角为 $\theta = \arctan(y/x)$ (规定移动机器人的正前方为x坐标)。则 $Pinvi$ 值为:

$$Pinvi = F(D_S, \theta)$$

$$= \prod_K \Phi \left(\frac{\sqrt{(D_S \cos \theta - x_K)^2 + (D_S \sin \theta - y_K)^2} - \mu_{LK}}{\sigma_{LK}} \right) \quad (5)$$

其中, $\Phi(t)$ 为标准正态分布函数。

在机器人获取的环境图像中,只能确定环境物体的方向而不是确切的位置。所以,为合理地赋值,将环境物体投影到同一个圆上并赋予反求概率 $Pinvi$ 。

由最小二乘法可知,T点处的 $Pinvi$ 近似为最大值且可由式(5)求得 $Pinvi_T$ 。以S点为圆心、T点距S点的距离 $R = \sqrt{x_T^2 + y_T^2}$ 为半径作投影圆,将全景摄像头拍摄到的各环境物体的中心投影到该圆上。根据各物体在圆上的投影位置可以

得到对应的夹角 θ , 此时 D_S 的值等于投影圆半径 R , 则得到每个环境物体在圆上的反求概率 P_{inv_i} 。

Step4 视觉 (vision) 信息融合赋予环境物体视觉概率 P_{vis_i} 。

采用柱面展开算法^[11]将机器人所获取的全景图像转换为柱面图像。为便于获取环境物体的位置方向, 可将角度信息加入图像。将环境物体与数据库中样本进行匹配, 以像素点的重合度作为匹配概率 $P(S_i)$ 。

$$P(S_i) = \frac{n(\text{相匹配的像素个数})}{N(\text{环境物体总像素个数})} \quad (6)$$

采用 Bayes 公式求环境物体的视觉概率 P_{vis_i} :

$$P_{vis_i} = P(S_i | T) = \frac{P(T | S_i) \cdot P(S_i)}{P(T)} = P(T | S_i) \cdot P(S_i) \quad (7)$$

其中, $P(S_i | T)$ 为泄漏源是环境物体 S_i 的概率; $P(T | S_i)$ 为匹配的样本成为泄漏源的概率, 属于先验概率; $P(T)$ 为泄漏源存在的概率, 值为 1。

赋予视觉概率过程中, 图像信息处理将消耗大量的时间, 从而影响信息的实时性。为避免融合时间过长, 通过阈值 ($K_M \cdot P_{inv_T}$) 缩小视觉处理的范围。调整阈值参数 K_M 值 (0~1), 仅视觉处理反求概率较大的环境物体。

Step5 决策级融合决定机器人的走向。

计算各环境物体的累计概率 $P_i = P_{inv_i} \cdot P_{vis_i}$ 。

移动机器人朝着累计概率最大的环境物体移动, 并实时反馈浓度信息, 以浓度梯度 ($\partial C / \partial L$) 是否大于预设梯度阈值 [C_0] 作为继续前进的依据。遇到障碍时, 通过机器视觉识别泄漏口^[4]或者盘旋障碍物判断是否为浓度最大点^[3]等方法确定是否为泄漏源。在判断为非泄漏源的情况下进行避障操作, 否则确定泄漏源并结束搜寻。

3 实验

构建的实验环境如图 3 所示, 其中黑色椭圆代表各环境物体 (环境物体的视觉概率已提前给定, 实验不包括视觉处理部分), 泄漏源为环境物体之一; S 点为移动机器人起始点; O 点为泄漏源, 泄漏流量 1g/s 为稳态常量, 符合室内无风扩散模型。由 P - G 曲线及所给的实验环境, 可确定各扩散参数并将扩散模型方程简化为:

$$C = 4.5 \times 10^{-4} \frac{Q}{\sqrt{x^2 + y^2 + z^2}} = 4.5 \times 10^{-4} \frac{Q}{L} \quad (8)$$

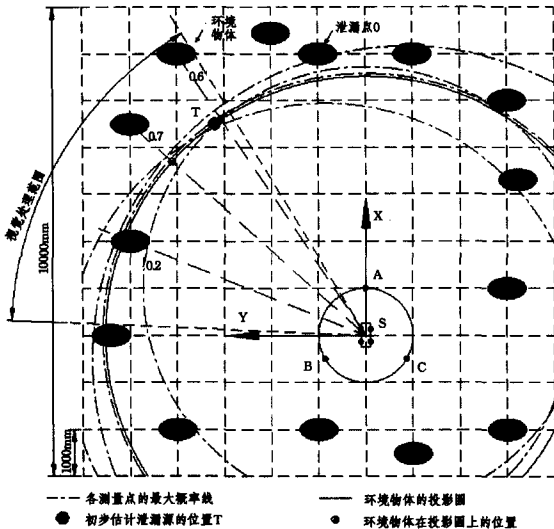


图 3 融合过程(一)

实验中, 为合理地验证融合算法的有效性, 本文实验数据由扩散模型所得理论数据叠加零均值且标准差为 0.05 的高斯噪声 (传感器的测量误差为 $\pm 5\%$) 所生成。为模拟环境波动且检验搜寻策略的自适应性, 对其中第一组数据的理论数据进行调整且故意设置两个故障点, 故融合结果与实际偏差较大。

表 1 数据为移动机器人携带的 5 个气体传感器分别在 S, A, B, C 处 (见图 3) 的浓度测量数据和融合结果。任一位置 K 的浓度值融合结果 $N_{CK} (\mu_{CK}, \sigma_{CK})$ 通过加权平均产生, 显然, 即使 A 和 B 位置处 2, 5 号气体传感器由于特殊情况所测结果为 0, 融合结果也能较好地估计该位置处的气体浓度值, 且较大的标准差将概率分散从而提高融合过程的可靠性。

表 1 测量数据及加权融合结果(一) ($10^{-4} \text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)

	气体传感器的测量值					$N_{CK} (\mu_{CK}, \sigma_{CK})$
	1	2	3	4	5	
S	1.022	0.938	0.979	0.960	0.900	(0.959, 0.041)
A	1.173	0	1.243	1.209	1.168	(1.134, 0.511)
B	1.003	1.117	1.129	0.940	0	(0.984, 0.449)
C	0.835	0.805	0.796	0.808	0.783	(0.803, 0.017)

由最小二乘法反求泄漏源信息, 可初步估计泄漏源 T 的流量 $Q = 1.19 \text{m}^3/\text{s}$ 和坐标 (4.5, 3.2), 此时 $P_{inv_T} = 0.0063$ 。设定阈值参数 $K_M = 0.7$, 则投影圆上视觉处理范围临界点为 (0.2, 5.5) 和 (4.7, 2.9), 只需视觉处理两点之间的环境物体。计算累计概率 (顺时针方向分别为 0.0026, 0.0092, 0.0053), 最后驱使移动机器人朝着最大概率物体逐渐逼近。

在图 3 机器人朝目标行进中, 气体传感器实时检测即时浓度信息, 根据路径的浓度梯度 ($\partial C / \partial L$) 判断机器人是否继续前进。为保证机器人始终朝高浓度方向行进, 设定参数 [C_0] = 0, 则移动机器人将停止在 S 点, 如图 4 所示。在 S 处重新采集数据, 数据结果如表 2 所列。

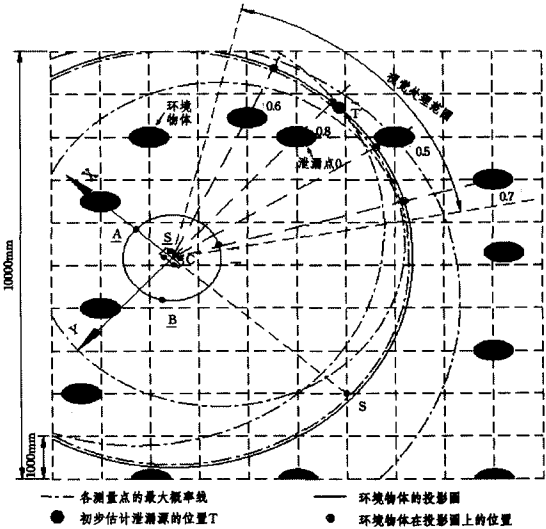


图 4 融合过程(二)

表 2 测量数据及加权融合结果(二) ($10^{-4} \text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$)

	气体传感器的测量值					$N_{CK} (\mu_{CK}, \sigma_{CK})$
	1	2	3	4	5	
S	1.224	1.252	1.119	1.184	1.178	(1.191, 0.051)
A	1.160	1.091	1.105	1.208	1.140	(1.137, 0.042)
B	0.907	1.002	0.991	0.914	0.942	(0.949, 0.039)
C	1.598	1.579	1.478	1.442	1.509	(1.519, 0.059)

同样,初步估计泄漏源 T' 坐标 $(-0.2, -4.9)$ 和流量 $Q'=1.28$, 并求出 $Pinvr=0.0317$ 。为避免视觉处理的物体过少,设定 $K_M=0.01$, 此时阈值 $K_M \cdot Pinvr=0.0003$ 。确定视觉处理范围后,将各物体投影到投影圆上,视觉处理在范围内的环境物体。通过最后的累计概率(顺时针方向分别为 $0.0025, 0.0222, 0.0095, 0.0020$)驱使移动机器人向最大概率物体靠近并可确认泄漏点 O 即为气体泄漏源。

结束语 融合算法可有效地应用于气体泄漏源搜寻。以标准正态分布密度函数作为权值的加权平均法可提高气体测量结果的可靠性,即使个别气体传感器出现故障时,仍然可较好地估计环境气体浓度;最小二乘法能够最优估计未知参数,可应用于初步估计泄漏源的位置和流量信息;概率赋值方式可容纳多种信息途径共同判断泄漏源,更加全面的信息数据可提高搜寻效率。

参考文献

- [1] Shao Yun-ming, Zhu Ying, Huang De-xian, et al. Advances in study on parameter estimation of atmospheric contaminant dispersion[J]. CIESC Journal, 2011, 62(10): 2677-1681 (in Chinese)
邵昀明,朱鹰,黄德先,等.有毒气体扩散源参数估计方法综述[J].化工学报,2011,62(10):2677-1681
- [2] Liu Quan-yi, Su Bo-ni, Wang Sheng. Study on Fast Gas Source Identification Based on Wireless Sensor Network[J]. China Safety Science Journal, 2013, 23(1): 142-147 (in Chinese)
刘全义,苏伯尼,王晟.基于无线传感器网络的气体泄漏源快速定位方法研究[J].中国安全科学学报,2013,23(1):142-147
- [3] Meng Qing-hao, Li Fei. Review of Active Olfaction[J]. ROBOT, 2006, 28(1): 89-95 (in Chinese)
孟庆浩,李飞.主动嗅觉研究现状[J].机器人,2006,28(1): 89-95
- [4] Jiang Ping, Meng Qing-hao, Zeng Ming, et al. A Novel Visual Search Method for Gas Leakage Source Based on Mobile Robot[J]. ROBOT, 2009, 31(5): 397-403 (in Chinese)
蒋萍,孟庆浩,曾明,等.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
- [5] Ishida H, Ushiku T, Toyama S. Mobile robot path planning using vision and olfaction to search for a gas source[C]//IEEE Sensors. Irvine, 2005: 1112-1115
- [6] Zhang Jian-hua, Zhang Xiao-jun, Sun Ling-yu, et al. Basing on the Olfaction and Vision Information Fusion for Robot's Odor Source Localization[C]//IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. Tianjin, China, 2010: 845-849
- [7] Lu Qiang, He Yang, Wang Jian. Localization of Unknown Odor Source Based on Shannon's Entropy Using Multiple Mobile Robots[C]//Conference of the IEEE Industrial Electronics Society. Dallas, 2014: 2798-2803
- [8] Ding Xin-wei, Wang Shu-lan, Xu Guo-qing. A Review of Studies on the Discharging Dispersion of Flammable and Toxic Gases[J]. Chemical Engineering, 2000, 28(1): 33-35 (in Chinese)
丁信伟,王淑兰,徐国庆.可燃及毒性气体泄漏扩散研究综述[J].化学工程,2000,28(1):33-35
- [9] Yu Chang, Tian Guan-san. Study of Indoor Flammable Gas Leakage Processes[J]. Journal of Shandong University of Architecture and Engineering, 2006, 21(3): 243-246 (in Chinese)
于畅,田贯三.可燃气体室内泄漏扩散的研究[J].山东建筑工程学院学报,2006,21(3):243-246
- [10] 童志权.大气污染控制工程[M].北京:机械工业出版社,2006: 395-401
- [11] Zhou Ming-hui, Hu Shi-qiang, Chen Si-cong. Cylinder Unwrapping and Real-Time Target Tracking Based on Omni-directional Camera[J]. Computer Engineering, 2013, 39(11): 1-4 (in Chinese)
周明晖,胡士强,陈思聪.基于全景摄像头的柱面展开及实时目标跟踪[J].计算机工程,2013,39(11):1-4
- (上接第182页)
- [12] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1996, 58(1): 267-288
- [13] Wang H Q, Sun F C, Cai Y N, et al. On Multiple Kernel Learning Methods[J]. Acta Automatica Sinica, 2010, 36(8): 1037-1050 (in Chinese)
汪洪桥,孙富春,蔡艳宁,等.多核学习方法[J].自动化学报,2010,36(8):1037-1050
- [14] Kittler J, Hatef M, Duin R P W, et al. On combining classifiers[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1998, 20(3): 226-239
- [15] Tsymbal A, Pechenizkiy M, Cunningham P. Diversity in search strategies for ensemble feature selection[J]. Information Fusion, 2005, 6(1): 83-98
- [16] Li X, Zhang T W, Guo Z, et al. An Novel Ensemble Method of Feature Gene Selection Based on Recursive Partition-tree[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(5): 675-682 (in Chinese)
- 李霞,张田文,郭政,等.一种基于递归分类树的集成特征基因选择方法[J].计算机学报,2004,27(5):675-682
- [17] Sun L, Han C Z, Shen J J, et al. Generalized Rough Set Method for Ensemble Feature Selection and Multiple Classifier Fusion[J]. Acta Automatica Sinica, 2008, 34(3): 298-304 (in Chinese)
孙亮,韩崇昭,沈建京,等.集成特征选择的广义粗糙方法与多分类器融合[J].自动化学报,2008,34(3):298-304
- [18] Pan W B, Cheng G, Guo X J, et al. On Embedded Feature Selection Using Selective Ensemble for Network Traffic[J]. Chinese Journal of Computers, 2014, 37(10): 2128-2138 (in Chinese)
潘吴斌,程光,郭晓军,等.基于选择性集成策略的嵌入式网络流特征选择[J].计算机学报,2014,37(10):2128-2138
- [19] Scholkopf B, Smola A J. Learning with Kernels[M]. MIT Press, 2002
- [20] Wolberg W H, Mangasarian O L. Multisurface method of pattern separation for medical diagnosis applied to breast cytology[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 1990, 87(23): 9193-9196