

使用单目视觉的移动机器人导航方法

李 庆, 郑力新, 潘书万, 张裕坤, 谢一首

LI Qing, ZHENG Lixin, PAN Shuwan, ZHANG Yukun, XIE Yishou

华侨大学 工业智能化技术与系统福建省高校工程研究中心, 福建 泉州 362021

Universities Engineering Research Center of Fujian Province Industrial Intelligent Technology and Systems, Huaqiao University, Quanzhou, Fujian 362021, China

LI Qing, ZHENG Lixin, PAN Shuwan, et al. Method of mobile robot navigation using monocular vision. Computer Engineering and Applications, 2017, 53(4): 223-227.

Abstract: The combine of machine vision and robotics is a major trend in the future development of the robotics industry. In the schemes of mobile robot obstacle avoidance, there are many problems with using traditional sensors, and the acquired information is limited. So a method of monocular vision-based mobile robot obstacle avoidance and navigation is proposed. And if the camera lens focal length is known, there is no need for camera calibration in the application. To reduce the impact of light on the edge detection of the obstacle, the color image is converted to the HSI space. Detecting the edge of converted components by using canny algorithm, and the test results are synthesized. Filtering synthetic results by thresholding, to remove weak edge information and improve the detection accuracy. Connecting the spurious edges by morphological processing, and non-obstacle area is obtained through regional growth. The mapping between the image coordinate system and the robot coordinate system is established according the geometric relationship. Finally, using fuzzy logic combined with membership functions to obtain robot control parameters. Experimental results show that the image color space conversion reduces the impact of the shadow and reflective of ground surface, the algorithm can effectively eliminate the interference of ground stripes and accurately detect the edge of the obstacle, and fuzzy logic decision method improves the robustness of the algorithm and the reliability of results.

Key words: monocular vision; mobile robot; navigation; obstacle avoidance; regional growth; fuzzy logic

摘 要: 机器视觉与机器人的结合是未来机器人行业发展的一大趋势。在移动机器人的避障导航方案中, 使用传统的传感器存在诸多问题, 且获取的信息有限。提出一种基于单目视觉的移动机器人导航算法, 在算法应用中, 如果使用镜头焦距已知的相机, 则无需对相机标定。为降低光照对障碍物边缘检测的影响, 将机器人拍摄的彩色图像转换到 HSI 空间。采用 canny 算法对转换后的分量分别进行边缘检测, 并合成检测结果。通过阈值处理过滤合成边缘, 去除弱边缘信息, 提高检测准确度。采用形态学处理连接杂散边缘, 通过区域生长得到非障碍区域, 并由几何关系建立图像坐标系与机器人坐标系之间的映射关系。利用结合隶属度函数的模糊逻辑得出机器人控制参数。实验结果表明, 对图像颜色空间的转换降低了地面反光、阴影的影响, 算法能有效排除地面条纹等的干扰并准确检测出障碍物边缘, 而模糊逻辑决策方法提高了算法的鲁棒性和结果的可靠性。

关键词: 单目视觉; 移动机器人; 导航; 避障; 区域生长; 模糊逻辑

文献标志码: A **中图分类号:** TP391.4 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.1607-0157

基金项目: 福建省科技厅项目 (No.2013H2002); 华侨大学研究生科研创新能力培育计划资助项目 (No.1400422004); 华侨大学科研基金 (No.12BS226)。

作者简介: 李庆 (1991—), 男, 硕士, 研究领域为光电信息检测与智能计算; 郑力新 (1967—), 男, 博士, 教授, 研究领域为人工智能、工业自动化技术; 潘书万 (1982—), 男, 博士, 讲师, 研究领域为光电信息检测与处理、机器视觉, E-mail: shuwanpan@hqu.edu.cn。

收稿日期: 2016-07-11 **修回日期:** 2016-08-23 **文章编号:** 1002-8331(2017)04-0223-05

CNKI 网络优先出版: 2016-10-11, <http://www.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20161011.1010.002.html>

1 引言

避障是大多数移动机器人导航中的重要一步。用于机器人避障的传感器包括红外传感器,声纳传感器,激光测距仪,位置感知装置以及惯性传感器等。这些传感器容易受到外界干扰且应用场合有限,并且都难以检测地面上小型或扁平的物体,也无法区别不同类型的地表^[1]。自然界中的高级生物,比如人类,可以利用视觉获取环境信息,并通过获得的信息进行自我引导。作为机器人的一种感知方法,视觉提供了非常有吸引力的解决方案。视觉系统可看作一种被动传感器,与前述主动传感器相比,通过接收光或波来获取数据不会改变环境,并且所获得的图像中包含更多的信息^[2]。在立体视觉中,机器人通过两个或多个摄像头来获得距离信息,但这会带来较高的处理成本,而且必须已知摄像头和机器人的相关参数。鉴于实验对象——小型室内轮式机器人的成本、图像处理能力及任务要求,将引入单目视觉作为避障解决方案,并针对单目视觉提出了相应的图像处理算法及方向决策算法,以实现避障任务。

2 障碍物识别

障碍物的检测是区分地面和地面上的物体的过程,即在采集的图像中分离出障碍物像素与地面像素。由于室内环境非常复杂,需要作如下假设:机器人起始运动位置前方没有障碍物;地面平整;没有悬挂障碍物^[3]。提出的障碍物检测与识别的算法流程如图1。

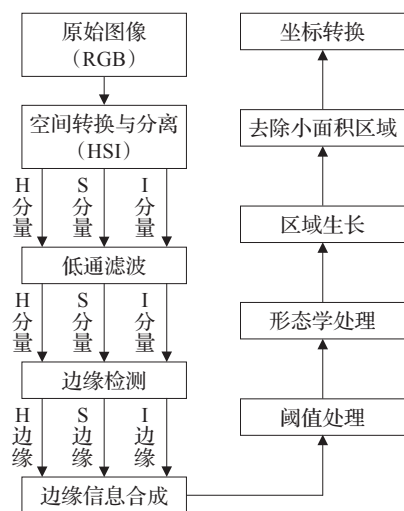


图1 算法流程图

算法的具体实现步骤如下:

步骤1 从摄像头采集图像。安装在机器人上的摄像头不断采集前方环境的视频流,从视频流中采集一帧图像来进行处理,如图3(a)。

步骤2 将采集的彩色图像转换到HSI颜色空间。在HSI模型中,亮度分量 I 与图像的彩色信息无关。室内环境中的外界因素如光照不均、物体阴影等均会对机

器人的视觉导航产生很大的影响。为避免阴影和光照对图像处理带来的影响,采用几何推导法把RGB空间的彩色图像转换到HSI空间,公式为^[4]:

$$\begin{cases} S = 1 - \frac{3}{R+G+B}[\min(R, G, B)] \\ I = \frac{1}{3}(R+G+B) \\ \theta = \arccos \left[\frac{1/2[(R-G)+(R-B)]}{(R-B)^2 + (R-G)(G-B)^{1/2}} \right] \\ H = \begin{cases} \theta, B \leq G \\ 360 - \theta, B > G \end{cases} \end{cases} \quad (1)$$

步骤3 对HSI空间分量进行滤波。对经空间转换后所得的三个分量分别进行低通滤波,以减小噪声的干扰,并对临近像素产生平滑或模糊效果。本算法采用算术均值滤波,实验中,对 S 和 I 分量采用一个 5×5 的卷积掩膜,而 H 分量需对每个像素点中心采用更大的卷积掩膜。

步骤4 对滤波图像进行canny边缘检测。在边缘检测中,由于噪声引起的对单个边缘的虚假响应问题比较常见,这种“纹理”现象可以通过滞后阈值化处理来消除。滞后阈值化处理需要两个阈值,即高阈值和低阈值,其值可根据对信噪比的估计来确定,推荐高低阈值比在3:1左右。

步骤5 边缘信息合成。综合一个像素点HSI三个分量的边缘信息以得到该像素的边缘,算法中采用加权方式求得最终边缘,像素点 (x, y) 的合成边缘 $C(x, y)$ 为^[5]:

$$C(x, y) = P \cdot C_S(x, y) + \frac{1}{2}(1 - P)[C_H(x, y) + C_I(x, y)] \quad (2)$$

式中, P 为权值, $C_H(x, y)$, $C_S(x, y)$, $C_I(x, y)$ 分别为点 (x, y) 在 H , S , I 分量中的边缘信息。

步骤6 阈值处理。合成的边缘信息图像中存在许多弱边缘信息和非障碍物边缘,弱边缘使得障碍物轮廓不清晰。本算法中使用最大类间方差法确定边缘信息阈值,最终得到的二值化边缘为:

$$C'(x, y) = \begin{cases} 1, C(x, y) \geq T \\ 0, C(x, y) < T \end{cases} \quad (3)$$

步骤7 加粗并连接图像中的边缘。边缘图像中包含许多小的杂散边缘。通过膨胀的形态学操作来进行边缘加粗处理,加粗后的形状可通过选择合适的用于执行膨胀的结构元素来控制。

步骤8 对加粗的图像进行区域生长分割。为找出图像中的障碍区和非障碍区,对边缘加粗的图像执行区域生长分割算法。区域生长分割算法是根据同一区域内像素的相似性来聚集像素点的方法,从初始区域(如单个像素点)开始,将相邻的具有相同性质的像素点或区域归并到初始区域中,从而逐步增长区域,直至没有可以归并的点或其他小区域为止。区域生长的结果取决于初始点——种子点的选取,生长准则以及终止条

件。区域生长的实现过程如下^[6]:

(1) 给定种子点, 设该点为 (x_0, y_0) 。

(2) 以 (x_0, y_0) 为中心, 考虑 (x_0, y_0) 的 8 邻域像素 (x, y) , 如果 (x, y) 满足生长准则, 将 (x, y) 与 (x_0, y_0) 合并为同一区域, 同时将 (x, y) 压入堆栈。

(3) 从堆栈中取出一个像素点, 把它当作 (x_0, y_0) 返回到(2)。

(4) 当堆栈为空时, 返回到(1)。

(5) 重复(1)~(4)直到满足终止条件, 则生长结束。

本算法中选取图像底部中心附近的像素点作为区域生长的种子点。生长的像素区域为自由区, 生长结束的点即为障碍物边缘, 超过此边缘而未被生长的区域为隐藏区, 通过区域生长获得的非障碍区(自由区)为可通行区域, 如图3(b)。

步骤9 去除区域生长后图像中的小面积区域。由于地面纹理或异常光斑的干扰, 区域生长后的二值图像中会存在一些面积较小的区域, 主要呈现为斑点状或条状, 这些小面积区域对后续处理有一定干扰。本算法中通过查找图像中所有区域的轮廓并计算面积, 设定合适的面积阈值, 如果某区域面积小于阈值, 就按照区域生长的思想去除该区域, 处理结果如图3(c)。

步骤10 将图像转化为地面区域。将包含障碍物信息的整个生长区域从像平面转换到地面, 如图3(d)。为利用单个摄像头来计算三维坐标系中的距离, 在此假设所有障碍物都是与地面接触的。图2(a)表示在给定摄像头高度和俯仰角的条件下, 像平面上的任意一点直接映射到相对于摄像头位置的地面上^[7]。通过这种坐标转换的方法可在摄像头所采集的图像中确定自由点和障碍点在世界坐标系中的坐标。由图2可知, 像平面中坐

标为 (u, v) 的任意一点与机器人/摄像头坐标系中的二维坐标点 (x_c, y_c) 的关系为^[4, 8-9]:

$$x_c = \frac{uh}{f \sin \theta + v \cos \theta}, y_c = \frac{h(v \sin \theta - f \cos \theta)}{v \cos \theta + f \sin \theta} \quad (4)$$

式中 h 为从地面到摄像头光学中心的高度; f 为摄像头焦距; θ 为摄像头俯仰角。

图2(a)中, $y_{c_{\min}} = A$, y_c 小于 A 为视觉盲区, $y_{c_{\max}} = B$, $x_{c_{\min}} = C/2$, $x_{c_{\max}} = D/2$ 。

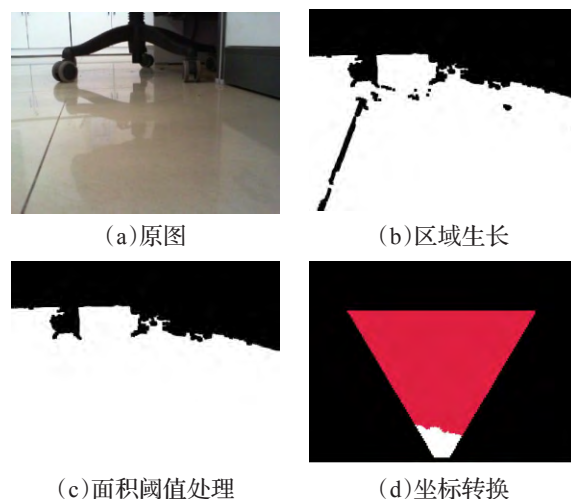


图3 图像处理结果

3 模糊逻辑决策算法

经过上述处理后得到的图像大小为 $m \times n$, 左上角像素点为坐标原点, 右下角像素点坐标为 (m, n) 。在图像的垂直中线上选择一个种子点 S , 该种子点越靠近图像底部, 则该点实际位置对应于越靠近机器人前端的实际环境点。于种子点位置处在图像中绘制一条水平线, 从该种子点 S 开始, 向左和向右遍历扫描线, 由此统计具有亮度值的像素点个数(自由区域), 从而确定机器人左侧和右侧的路径宽度。如果左侧像素点个数大于右侧像素点个数, 即右侧障碍物更靠近机器人, 则机器人应左转; 如果左侧像素点个数小于右侧像素点个数, 即左侧障碍物更靠近机器人, 则机器人应右转。即判断逻辑为(L, R 分别表示种子点左侧和右侧的像素点个数, T 为阈值)

```
IF  $L > T$  AND  $R > T$  THEN 前进
ELSE IF  $L > R$  THEN 左转
ELSE 右转
```

实际中, 这种决策方法的鲁棒性较差, 容易受到干扰而造成误判。同时需要注意的是, 前进方向决策方法中不适合直接统计图像中垂线左右两侧具有亮度值的像素点个数。由此, 引入了模糊逻辑和隶属度以对该决策方法进行改进。

基于模糊逻辑的视觉避障算法是一个双输入、双输出的系统。其两个输入变量为 x_L 和 x_R , 分别表示沿扫描线向左、向右遍历得到的像素个数; 两个输出变量为

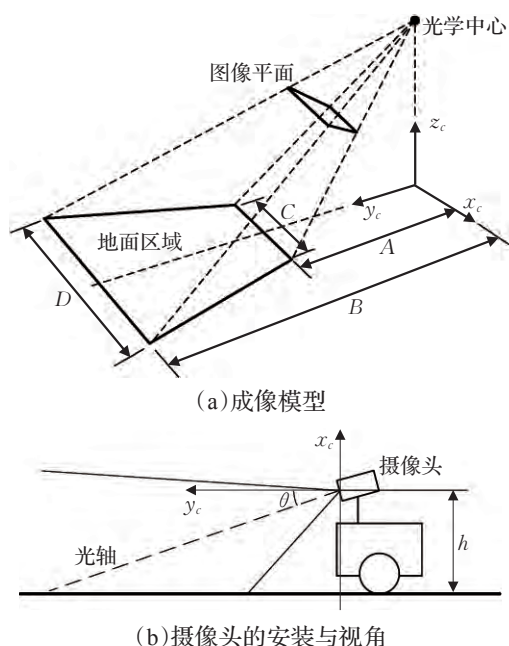


图2 机器人视觉系统

线速度指令 v 和转向角指令 θ , 用于控制机器人的动作。为增加算法的鲁棒性, 在图像中垂线上取三个种子点, 分别为 S_1, S_2, S_3 , 通过种子点绘制相应的三条水平扫描线, 然后分别遍历扫描线上的像素, 统计具有亮度值的像素点个数并计算其平均值^[10-11]。

$$x_L = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 L_i, x_R = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 R_i \quad (5)$$

式中 L_i 为种子点 S_i 沿扫描线向左的像素个数; R_i 为种子点 S_i 沿扫描线向右的像素个数。

图4为输入变量的隶属度函数, 输入变量用小(S)、中(M)和大(L)三种隶属度函数模糊化。输入变量的隶属度函数为:

$$\mu_s(x) = \begin{cases} 1, 0 \leq x < a \\ \frac{c-x}{c-a}, a \leq x \leq c \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

$$\mu_M(x) = \begin{cases} \frac{x-b}{d-b}, b < x < d \\ \frac{f-x}{f-d}, d \leq x \leq f \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$\mu_L(x) = \begin{cases} \frac{x-e}{g-e}, e < x < g \\ 1, x \geq g \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (8)$$

式中 $x \in \{x_L, x_R\}$ 。

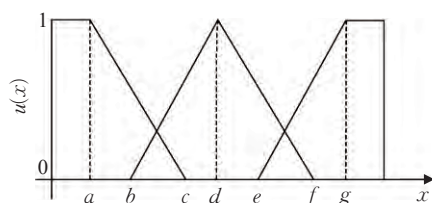


图4 隶属函数

定义模糊规则为: 如果 x_L 为 U_1 且 x_R 为 U_2 , 则 y_1 为 V 且 y_2 为 θ 。其中, $U_1, U_2 \in \{S, M, L\}, V \in \{v_1, v_2, \dots, v_n\}, \theta \in \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n\}$, n 为所建立规则库中规则的总数。本算法建立的模糊规则库如表1。

表1 模糊规则库

序号	输入		输出	
	x_L	x_R	v	$\theta/^\circ$
1	S	S	0.9	0
2	S	M	0.5	-30
3	S	L	0.1	-45
4	M	S	0.5	30
5	M	M	0.9	0
6	M	L	0.5	-30
7	L	S	0.1	45
8	L	M	0.5	30
9	L	L	0.9	0

表1中, 线速度 v 的模糊输出是一个标么值, 转向角 θ 为移动机器人转向角度, 负值代表向右转, 正值向左转。两个输出变量的去模糊化可以采用加权平均法, 公式为^[11-13]:

$$v = K \frac{\sum_{i=1}^n v_i \cdot \alpha_i(x)}{\sum_{i=1}^n \alpha_i(x)}, \theta = \frac{\sum_{i=1}^n \theta_i \cdot \alpha_i(x)}{\sum_{i=1}^n \alpha_i(x)} \quad (9)$$

式中, K 为增益, $\alpha_i(x) = \prod_{j=1}^2 u_i(x_j)$ 为规则 i 的触发强度。

4 实验结果

为了对上述方法进行验证, 使用C++结合OpenCV编写文中算法。轮式移动机器人采用车载笔记本电脑从USB摄像头获取视频流, 经算法处理后, 用RS-232串口传输控制指令。为减小计算量, 保证算法实时性, 采集的图像大小设为 320×240 像素^[14]。

图5(a)(b)为机器人从起点通过障碍物到达终点的实验, 机器人在室内简单环境对局部路径进行规划的过程中, 已知目标位置。图5(c)为机器人在起始阶段获得的障碍物边缘二值图像。图5(d)为机器人避开障碍物过程的视觉效果图。图6为移动机器人避障及路径规

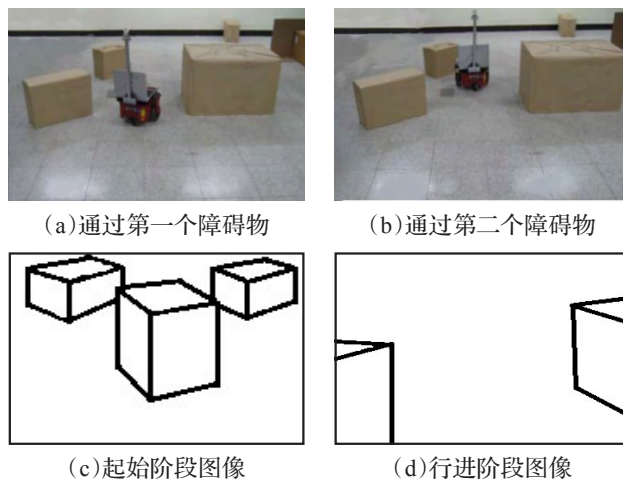


图5 移动机器人避障实验

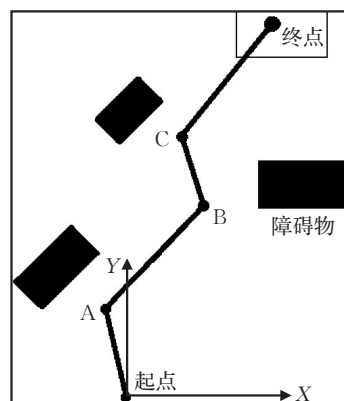


图6 移动机器人局部路径规划结果

划结果,可以看出机器人能够成功的避开障碍物并到达目标位置。试验中,机器人起点坐标为(0,0),目标位置中心点坐标设定为(500,200) cm。

实验过程中记录了几个关键位置机器人距离障碍物边缘的距离,实际距离由测量得到,视觉算法距离计算值 y_c 由式(4)得出。测距结果如表2所示,测距误差满足移动机器人的自主导航及路径规划。

表2 测距结果

位置	实际测量距离/cm	计算距离/cm	误差/%
A	149.32	145.63	-2.47
B	164.56	159.37	-3.15
C	138.38	135.82	-1.85

5 结束语

在机器人自主避障与导航中,视觉的引入为信息的获取提供了新的渠道。虽然单目视觉在定位精度上不及双目立体视觉,但多目视觉存在价格、处理成本较高,操作更复杂等问题,而针对移动机器人的避障问题,单目视觉已能满足要求。本文利用单目视觉拍摄的图像,经过一系列处理,在只需知道少数几个外部参数的基础上,即可得到用于控制机器人的输出变量。算法中,颜色空间的转换,阈值化,小面积区域的去除等处理使得障碍物边缘的提取更加准确、有效。试验中,使用前述直接比较种子点左右像素点个数的决策方法很容易受到地面环境的干扰而造成误判,而对统计像素点的隶属度划分以及模糊规则库的建立,提高了视觉控制系统的鲁棒性和输出命令的可靠性。

参考文献:

- [1] Chatterjee A, Rakshit A, Singh N N. Vision based autonomous robot navigation: algorithms and implementations[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2013: 2-14.
- [2] Bertozzi M, Broggi A, Fascioli A. Vision-based intelligent vehicles: state of the art and perspectives[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2000, 32(1): 1-16.
- [3] 战强, 吴佳. 未知环境下移动机器人单目视觉导航算法[J]. 北京航空航天大学学报, 2008, 34(6): 613-617.
- [4] 王伟. 单目视觉检测室内未知环境障碍物的研究[D]. 重庆: 重庆大学, 2010.
- [5] 孙慧贤, 张玉华. 基于HSI颜色空间的彩色边缘检测方法研究[J]. 光学技术, 2009, 35(2): 221-228.
- [6] 肖晓明, 马智. 一种自适应的区域生长算法用于道路分割[J]. 控制工程, 2011, 18(3): 364-368.
- [7] Kim P G, Park C G, Jong Y H. et al. Obstacle avoidance of a mobile robot using vision system and ultrasonic sensor[J]. Advanced Intelligent Computing Theories and Applications, 2007, 4681: 545-553.
- [8] Chatterjee A, Rakshit A, Singh N N. A two-layered subgoal based mobile robot navigation algorithm with vision system and IR sensors[J]. Measurement, 2011, 44(4): 620-641.
- [9] Cheng G, Zelinsky A. Real-time visual behaviours for navigating a mobile robot[C]//IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots & Systems, 1996, 2: 973-980.
- [10] Howard A, Seraji H, Tunstel E. A rule-based fuzzy traversability index for mobile robot navigation[C]//IEEE International Conference on Robotics & Automation, 2001, 3: 3067-3071.
- [11] Chatterjee A, Rakshit A, Singh N N. 基于视觉的自主机器人导航[M]. 连晓峰, 译. 北京: 机械工业出版社, 2014: 42-50, 139-146.
- [12] Abiyev R, Ibrahim D, Erin B. Navigation of mobile robots in the presence of obstacles[J]. Advances in Engineering Software, 2010, 41(10/11): 1179-1186.
- [13] Wai R J, Liu C M, Lin Y W. Design of switching path-planning control for obstacle avoidance of mobile robot[J]. Journal of the Franklin Institute, 2011, 348: 718-737.
- [14] Goebel R P. ROS by example[M]. 广州: 中山大学出版社, 2016: 67-202.
- [9] Hobbs J R. Granularity[C]//Proceedings of IJCAI, Los Angeles, 1985: 432-434.
- [10] Qian Y H, Liang J Y, Yao Y Y, et al. MGRS: A multi-granulation rough set[J]. Information Sciences, 2010, 180: 949-970.
- [11] Lin G P, Liang J Y, Qian Y H. Multi-granulation rough sets: from partition to covering[J]. Information Sciences, 2013, 241: 101-118.
- [12] Xu W H, Sun W X, Zhang X Y, et al. Multiple granulation rough set approach to ordered information systems[J]. International Journal of General Systems, 2012.
- [13] Xu W H, Zhang X T, Wang Q R. A generalized multi-granulation rough set approach[J]. Lecture Notes in Bioinformatics, 2012, 6840: 681-689.
- [14] Yang X B, Qi Y S, Song X N, et al. Test cost sensitive multigranulation rough set: model and minimal cost selection[J]. Information Sciences, 2013, 250: 184-199.
- [15] Qian Y H, Zhang H, Sang Y L, et al. Multi-granulation decision-theoretic rough sets[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 2014, 55(1): 225-237.
- [16] 孙文鑫, 卓春英, 王国栋, 等. 序信息系统的一般多粒度粗糙集[J]. 计算机科学与探索, 2015, 9(3): 376-384.

(上接83页)