

基于态势评估技术的移动机器人局部路径规划

柴慧敏 方 敏 吕少楠

(西安电子科技大学计算机科学与技术学院 西安 710071)

摘 要 从认知的角度,提出采用态势评估技术来求解移动机器人局部路径规划的问题。首先,在机器人坐标系下将机器人前方 $[10^\circ, 170^\circ]$ 的范围划分为 5 个区域,在二维激光测量数据与图像数据的融合结果中,提取不同区域的机器人环境态势要素;建立机器人行为选择贝叶斯网络模型,以机器人的环境态势要素为证据进行推理,选择推理结果中后验概率值最大的某种行为:直线行走、避障和逃离 U 型陷阱;对选择的行为处理后,依据声纳测量数据选择下一步要移动的栅格,并调整机器人的行进方向。11 种典型仿真场景的测试中,1 种场景测试失败,其余 10 种场景中机器人均能够以最短或次短的行进路线到达目的地。实验结果表明,利用态势评估技术解决移动机器人局部路径规划问题是一种有效且可行的方法。

关键词 移动机器人,局部路径规划,态势评估,贝叶斯网络模型,栅格选择

中图分类号 TP242 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.04.033

Local Path Planning of Mobile Robot Based on Situation Assessment Technology

CHAI Hui-min FANG Min LV Shao-nan

(School of Computer Science and Technology, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract From the cognitive perspective, an approach by situation assessment technology was proposed for local path planning of mobile robot. First, the angle rang $[10^\circ, 170^\circ]$ in the front of mobile robot is divided into five parts under the robot coordinate system. The environmental situation factors of the five parts can be extracted for mobile robot from the fusion results of laser data and image data. Then, Bayesian networks model for robot action choosing is constructed. The environmental situation factors are regarded as evidences for the Bayesian networks mode. The inference can be made and the action in which the posterior probability is maximum is chosen. The action can be straight line walking, obstacle avoidance, escaping from U trap. Furthermore, the chosen action is processed to let robot move to the next grid. The next grid cell is chosen according to sonar data and the direction of robot is adjusted at the same time. Experiments including eleven typical simulation scenes were given. In these experiments, one scene test fails and the rest ten scenes are successful. In the ten scenes, mobile robot can reach the destination with the shortest route or secondary shortest route. The results show that the approach about situation assessment technology is effective and available for local path planning of mobile robot.

Keywords Mobile robot, Local path planning, Situation assessment, Bayesian networks model, Grid cell choosing

1 引言

路径规划是移动机器人自主导航中的重要研究内容之一。根据环境信息的已知程度,移动机器人的路径规划可以分为两大类,即全局路径规划和局部路径规划,其中局部路径规划又称为动态路径规划。

局部路径规划是指移动机器人在未知的环境下,仅仅通过传感器感知自身周围的环境,即可获得局部环境信息,根据评价指标(如路径长度、移动时间等)寻找到达目的地的无障碍物相碰的最优或次优路径。对于局部路径规划,主要的方法有人工势场法^[1-3]、行为分解法^[4-5]、基于智能算法的路径规

划方法,如蚁群算法^[6]、遗传算法^[7-8]、粒子群算法^[9]等。人工势场法虽然在数学计算上简单明了,但存在局部极小点和目标不可达问题^[1]。行为分解法在机器人局部路径规划中将路径规划过程分解为一系列独立的子行为,但子行为的定义需要考虑复杂环境下的各种情况,这使得子行为的合理定义变得较为复杂^[5]。基于智能算法的局部路径规划算法存在局部最优、收敛速度较慢和过度依赖算法参数等问题,很难达到较好的效果^[6-9]。

移动机器人的局部路径规划过程也是机器人通过传感器认识其周围环境的过程,确定出所在地图的位置及其局部的障碍物分布情况,可视作机器人对所处环境状况的评估过程,

到稿日期:2018-03-09 返修日期:2018-06-19 本文受陕西省工业科技攻关项目(2016GY-112)资助。

柴慧敏(1976—),女,博士,副教授,主要研究领域为信息融合与态势评估、贝叶斯网络建模, E-mail: chaihmi@mail.xidian.edu.cn(通信作者);

方 敏(1965—),女,博士,教授,主要研究领域为机器学习、目标识别;吕少楠(1994—),女,硕士生,主要研究领域为贝叶斯网络建模。

这也属于信息融合态势评估技术的应用范围。态势评估(也称态势估计)为多传感器信息融合系统中的高层信息融合^[10],它是对系统获得的多种类、多层次信息流的高层次关系进行提取、融合与综合处理,从感知信息中获取所需要的认知信息,推断目标意图和发展态势。态势评估主要利用基于人思维的认知推理方法,如模糊推理^[11-12]、贝叶斯网络^[13-14]、证据理论^[15-16]等,增强和扩展有限的认知能力。目前,态势评估技术在战场预警、作战决策、环境监测等领域已经得到了成功应用。

对此,本文从认知的角度,将态势评估的概念与方法列入到移动机器人的应用中,为移动机器人的局部路径规划提供一种新的解决途径。本文的主要思想在于:利用态势评估方法对机器人所配置的多传感器数据进行融合处理,从多传感器信息中获取环境态势要素信息,推断障碍物目标与其行动之间的关系,以判断下一步的行动,并进行相应的行动处理,从而自主寻找从起点到终点的最短路径或次短路径,且避免与障碍物相碰。

2 基于态势评估的局部路径规划处理过程

本文将采用态势评估方法和模型,依据移动机器人的二维激光测距数据、声纳传感器测量数据和二维图像数据,提取机器人所处环境的态势要素,推断机器人下一步的行动,实现在未知环境下的局部路径规划。局部路径规划的具体实现过程如图 1 所示。

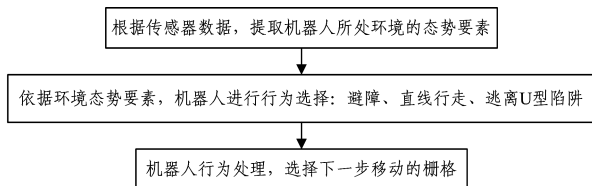


图 1 局部路径规划的实现过程

Fig. 1 Realizing process of local path planning

本文根据二维激光测距数据与单目相机图像数据的融合结果,提取机器人前方范围的环境态势要素,主要包括是否存在障碍物、障碍物的位置信息等。

本文将移动机器人局部路径规划的行为分解为直线行走、避障和逃离 U 型陷阱。根据所提取的环境态势要素,采用基于贝叶斯网络的评估模型,使得机器人自主决策下一步的行为方式,即直线行走、避障和逃离 U 型陷阱。

根据行为方式的选择结果,机器人进行相应的行为处理。本文对机器人所处环境进行了栅格化处理,机器人的行进也以栅格为单位进行移动。机器人在行为处理的基础上,选择下一步可以移动的栅格,且距离终点最近。本文采用 DSMT (Dezert-Smarandache Theory) 理论对声纳测量数据进行融合处理,对栅格的状态进行判别,并将此作为栅格选择的依据。

上述过程从机器人行动起点开始,重复执行,直至到达目标终点。

3 机器人环境态势要素的提取

通过二维激光测距数据与单目相机图像数据的融合,可以得到位于移动机器人最前端的目标信息,如目标位置和特

征信息。机器人在行进过程中影响的最大因素是其前方的环境情况,并且单目相机的二维图像一般只会获取机器人前方 $[1^\circ, 17^\circ]$ 范围的目标。因此,本文只在机器人前方 $[1^\circ, 17^\circ]$ 的范围内提取机器人的环境态势要素,如图 2 所示。

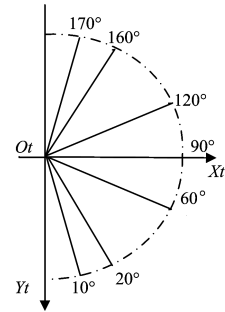


图 2 环境态势要素提取的角度划分

Fig. 2 Angle division for extraction of environmental situation factor

图 2 中的坐标系为移动机器人坐标系, X_t 轴正向代表移动机器人的正前方方向即机器人的行进方向, X_t 轴负向代表移动机器人的正后方方向; Y_t 轴正向代表移动机器人的正右方向, Y_t 轴负向代表移动机器人的正左方向。将与 Y_t 轴正向夹角 $[10^\circ, 170^\circ]$ 的范围划分为 5 个区域: $[10^\circ, 20^\circ]$, $[20^\circ, 60^\circ]$, $[60^\circ, 120^\circ]$, $[120^\circ, 160^\circ]$, $[160^\circ, 170^\circ]$ 。它们分别表示正右方、偏右方、正前方、偏左方、正左方。

利用二维激光测距数据与单目相机图像数据的融合结果中的目标位置信息,即目标与机器人的距离 D (单位为 cm)和目标与移动机器人坐标系 Y_t 轴正向的夹角 A (单位为 $^\circ$),进行机器人环境要素的提取。本文将目标位置信息中的角度 A 置于图 2 中的某个区域,且距离 D 满足 $0 \leq D \leq 220$,则将目标归为该区域的环境态势要素。

4 机器人行为选择的贝叶斯网络模型

4.1 贝叶斯网络的概念

贝叶斯网络是一种将概率分析和图论相结合的不确定性知识推理网络,是贝叶斯方法的扩展,适用于对不精确或不确切知识进行建模分析^[17-18]。一个贝叶斯网络可以用二元组来表示: $B = \langle G, Para \rangle$ 。其中: G 为贝叶斯网络结构, $G = \langle V, H \rangle$ 是一个有向无环图, V 为节点集合,代表随机变量; H 是弧的集合,表示节点(变量)之间的因果关系。 $Para$ 为网络参数,代表网络中节点的条件概率参数集合, G 中的每一个节点 V_i 都具有条件概率参数,用来表示 V_i 与其父节点 $Pa(V_i)$ 的关系,采用条件概率 $P(V_i/Pa(V_i))$ 表征。

对于贝叶斯网络中的节点 V_i ,在给定该节点的父节点 $Pa(V_i)$ 的取值时,节点 V_i 与其非直接父节点 V_j 之间相互条件独立,即满足 $P(V_i/V_j, Pa(V_i)) = P(V_i/Pa(V_i))$ 。这使得贝叶斯网络上的弧只刻画变量(节点)间的直接因果关系,而忽略了非直接因果关系,即认为没有直接因果关系的变量是相互独立的。这种条件独立性大大减少了使得贝叶斯网络在求解联合概率时的计算量。

可以看出,在构建贝叶斯网络模型时,需要解决两个问题:1)确定网络结构,包括确定网络节点,即随机变量和节点之间的关系;2)确定网络参数,包括每个节点的条件概率参

数,它表示了节点与其父节点之间关系的强度。对于网络的根节点,由于其没有父节点,概率参数可以采用先验概率值。

4.2 行为选择贝叶斯网络建模

本文将移动机器人的局部路径规划分解为3种相对独立的行为单元,也称作子行为,具体为直线行走、避障和逃离U型陷阱。以图2中的移动机器人坐标系为参照,分别给出3种子行为的判别规则,以避障为例:如果移动机器人的正前方、偏右方和偏左方存在障碍物目标,则机器人选择避障子行为。

从子行为的判别规则的前件中提取征兆节点,从规则的后件中提取结果节点,如表1所列。

表1 行为选择贝叶斯网络的节点

Table 1 Nodes of Bayesian networks model for robot action choosing

序号	节点名称	征兆节点 / 结果节点	节点含义
1	有无障碍物节点(T ₁)	征兆节点	机器人前方[10°,170°]的范围内是否有障碍物目标
2	与机器人行进方向平行的障碍物节点(T ₂)	征兆节点	存在的障碍物目标是否与机器人行进方向平行
3	偏右障碍物节点(T ₃)	征兆节点	机器人偏右方是否有障碍物目标
4	偏左障碍物节点(T ₄)	征兆节点	机器人偏左方是否有障碍物目标
5	正前障碍物节点(T ₅)	征兆节点	机器人正前方是否有障碍物目标
6	正右障碍物节点(T ₆)	征兆节点	机器人正右方是否有障碍物目标
7	正左障碍物节点(T ₇)	征兆节点	机器人正左方是否有障碍物目标
8	直线行走节点(S ₁)	结果节点	是否选择直线行走
9	避障节点(S ₂)	结果节点	是否选择避障
10	逃离U型陷阱节点(S ₃)	结果节点	是否选择逃离U型陷阱
11	行为选择节点(C)	结果节点	机器人最终的行为选择结果

本文将正右障碍物目标和正左障碍物目标视作与机器人行进方向平行,因此,表1中的征兆节点T₂是以机器人所处位置状态的障碍物即正右障碍物或正左障碍物为目标进行判断的。

采用诊断式贝叶斯网络建模方式,即将征兆节点作为结果节点的父节点,结果节点作为征兆节点的子节点,组成行为选择贝叶斯网络模型结构,如图3所示。

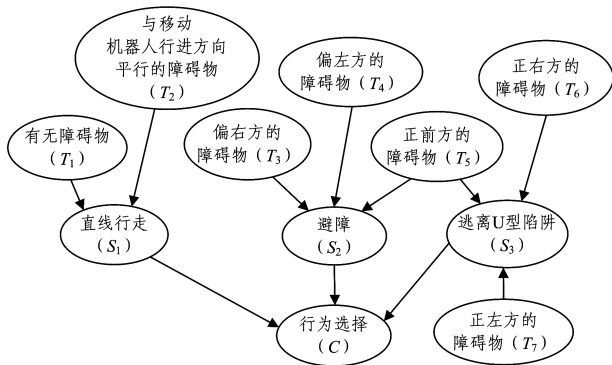


图3 行为选择贝叶斯网络模型的结构

Fig. 3 Structure of Bayesian networks model for robot action choosing

图3中的行为选择节点C为直线行走节点、避障节点和逃离U型陷阱节点取值的综合。图3中所有节点均为离散节点类型,除了节点C,其他各个节点均为二值离散节点,取值状态为是(Y)和否(N)。节点C为四值离散节点,取值状态为S₀,S₁,S₂,S₃,其中,S₀表示选择直线行走,S₁表示选择避障,S₂表示选择逃离U型陷阱,S₃表示出错状态。

在确定好贝叶斯网络结构后,需要给出每个节点的条件概率参数。本文没有样本数据的支持,因此没有采用贝叶斯网络参数学习方法进行确定,而是依据子行为判别规则进行参数的设置。以避障节点(S₂)为例,具体的参数设置如表2所列。

表2 避障节点S₂的参数设置

Table 2 Parameters of S₂ node

T ₃	T ₄	T ₅	S ₂	
			Y	N
Y	Y	Y	1.0	0.0
Y	Y	N	1.0	0.0
Y	N	Y	1.0	0.0
Y	N	N	1.0	0.0
N	Y	Y	1.0	0.0
N	Y	N	1.0	0.0
N	N	Y	1.0	0.0
N	N	N	0.0	1.0

图3中的征兆节点均为贝叶斯网络的根节点,本文将征兆节点的概率值均设置为:(0.5,0.5)。

4.3 行为选择推理

移动机器人的行为选择推理是在图3的贝叶斯网络模型的基础上输入证据,再通过贝叶斯网络的推理算法计算行为选择节点的后验概率值,然后选择一个后验概率值最大的取值状态作为机器人行为选择的结果。

图3所示的行为选择贝叶斯网络模型中,征兆节点为证据节点,则每次的推理需要向相应的征兆节点赋予证据值。征兆节点的证据值在提取的机器人环境态势要素中获取,例如:当正前方的环境态势要素集合不为空时,正前方障碍物节点T₅的证据值设置为Y,否则证据值设置为N。

根据提取的环境态势要素,分别为7个征兆节点(T₁,T₂,T₃,T₄,T₅,T₆,T₇)输入证据,证据值分别用e₁,e₂,...,e₇表示,则构成证据集E={e₁,e₂,...,e₇}。以输入的证据集E为后验条件,采用贝叶斯网络推理算法计算行为选择节点C的后验概率值P(C/E),则可以得到节点C在4种取值状态下的后验概率:P(C=S₀/E),P(C=S₁/E),P(C=S₂/E),P(C=S₃/E)。

贝叶斯网络的推理算法分为精确推理算法和近似推理算法,由于行为选择贝叶斯网络模型并不复杂,本文将采用贝叶斯网络的精确推理算法——变量消元法^[19]。

5 行为处理与栅格选择

移动机器人在选择了下一步的某个子行为后,需要进行相应的行为处理。本文认为在机器人的局部路径规划中,对这些子行为进行处理的关键在于获得机器人下一步需要偏离的角度。本文对3种子行为的处理如表3所列。

表 3 3 种子行为处理的偏离角度

Table 3 Deviation angles of three actions processing

序号	子行为	机器人需要偏离的角度/(°)
1	直线行走	0
2	逃离 U 型陷阱	180
3	避障	向右偏离 30
		向右偏离 60
		向左偏离 30
		向左偏离 60
		向左或向右偏离 30
		向左或向右偏离 60
	偏离 0	

其中,避障处理的偏离角度分为了 7 种情况,本文采用构建避障贝叶斯网络模型的方法,仍以提取的环境态势要素为证据,判断机器人在避障中需要偏离的角度,具体过程不再详述。

移动机器人在获得了需要偏离的角度后,在该偏离角度的基础上进一步确定下一步要移动的栅格,即移到哪一个栅格上。具体的栅格选择流程如图 4 所示。

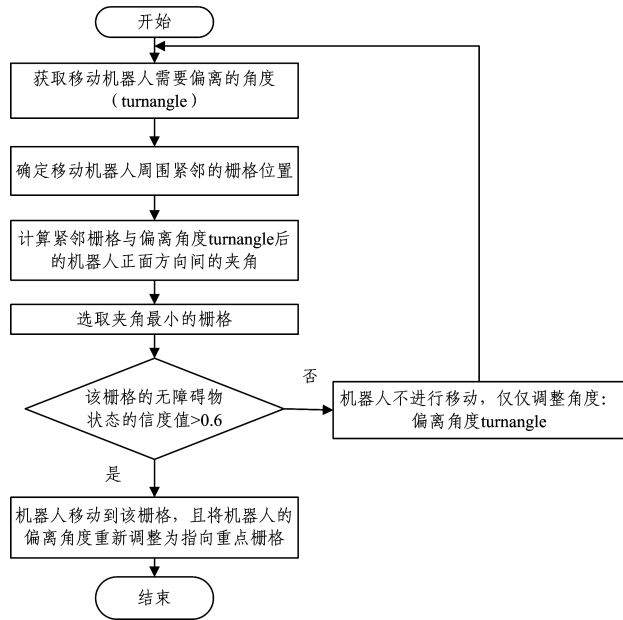


图 4 栅格选择的流程

Fig. 4 Flow of grid cell choosing

在图 4 的流程中,需要计算机器人紧邻栅格与偏离角度后机器人正面方向的夹角,如图 5 所示。

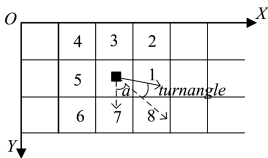


图 5 移动机器人的紧邻栅格示意图

Fig. 5 Sketch map of grid cells adjacent to mobile robot

图 5 中, XOY 为世界坐标系,黑色小方块表示机器人,则与机器人紧邻的栅格有 8 个。但如果机器人处于边界位置,则与其紧邻的栅格将少于 8 个。实线箭头代表机器人在当前位置行进时其正面的方向,即为图 2 中移动机器人坐标系中 X_t 轴的正向; $turnangle$ 为机器人下一步应该偏离的角度。以栅格 7 为例,计算该栅格与机器人偏离角度 $turnangle$ 后的

夹角,如图 5 中的两个虚线箭头间的夹角 a 。

假定 A_T 表示偏离角度 $turnangle$,栅格 7 在世界坐标系 XOY 的坐标为 (x_7, y_7) ,移动机器人在 XOY 的坐标为 (x_r, y_r) ,机器人行进的正面方向与 X 轴正向的夹角为 A_r ,则夹角 a 为:

$$a = \arccos\left(\frac{(x_7 - x_r)\cos(A_T + A_r) + (y_7 - y_r)\sin(A_T + A_r)}{\sqrt{(x_7 - x_r)^2 + (y_7 - y_r)^2}}\right) \quad (1)$$

分别计算图 5 中 8 个栅格与机器人偏离角度后的夹角,选择夹角最小的栅格,该栅格为向着机器人下一步行进方向的距离最近的栅格。接下来,在图 4 的流程中需要判断所选栅格的当前状态,以确定机器人是否能够移动到该栅格上。

D_SmT 理论可被看作是 D-S 证据理论(Dempster-Shafer theory)的扩展^[20],该理论的主要特点在于其命题元素之间的界限可以是不精确的,能够处理冲突信息。本文的研究中通过 D_SmT 理论建立了栅格状态的判别框架,对相邻两个时刻的机器人声纳测量数据进行融合处理,计算机器人周围栅格在 3 种状态(空(无障碍物)、有障碍物、未知)下的信度值。根据所选择的栅格在无障碍物状态下的信度值,移动机器人决定是否移动到该栅格上。

在移动机器人的每一步栅格移动后,都会调整机器人行进的正面方向以指向终点,实质上是机器人坐标系在不断地移动和旋转,从而以保证机器人以栅格为单位的行进路径是最短的或次短的。

6 仿真与测试

6.1 仿真实现

本文中的测试是在 C++ 语言的开发平台 Microsoft Visual Studio 2013 实现的仿真测试软件中进行的。该仿真测试软件以 Pioneer 2 移动机器人作为参照,仿真产生 16 个声纳传感器(机器人前面 8 个,后面 8 个)的测量数据。以机器人前方 8 个声纳传感器的设置为例,声纳传感器在机器人上的角度配置如图 6 所示。

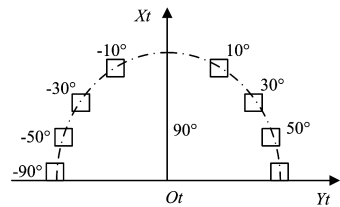


图 6 移动机器人前方声纳传感器的角度设置

Fig. 6 Angle setting of sonar in front of mobile robot

图 6 中的坐标系 $X_tO_tZ_t$ 为移动机器人坐标系,具体含义同图 2。机器人后方 8 个声纳传感器的角度配置与前方配置对称。声纳传感器的主要参数如表 4 所列。

表 4 声纳传感器的主要参数

Table 4 Sonar's main parameters

序号	参数名	参数值
1	测量范围	0~300 cm
2	发射角	15°
3	测量误差	10 cm

参考德国 SICK 公司的二维激光扫描测距仪 LMS100, 仿真产生二维激光测距数据。激光测距仪配置在移动机器人正前方的中心位置, 其参数如表 5 所列。同时, 仿真产生二维图像数据和二维激光测距数据的融合结果。

表 5 激光测距仪的主要参数

Table 5 Laser's main parameters

序号	参数名	参数值
1	测量范围	50~2000 cm
2	扫描范围	180°
3	测量误差	3 cm
4	分辨率	0.5°
5	数据点数量	361

在仿真测试软件中, 利用加拿大 Norsys 公司 (www.norsys.com) 发布的贝叶斯网络软件包——NeticaAPI_Win 5.0.4 进行贝叶斯网络模型的建立和存储。

6.2 场景测试

仿真测试软件运行环境为: Windows 10 操作系统, Intel(R) Core(TM) i3-4170 CPU, 4.0GB 内存+400G 硬盘。测试场景中移动机器人的初始位置(即起点)由用户在场景中设定, 终点均在场景的右上角, 机器人的初始偏移角度为 0°。

图 7 和图 8 为 2 个场景下运行结果的截图, XOY 为世界坐标系, 坐标轴单位为 cm, 每个栅格代表 80 cm * 80 cm 的空间。图中的折线为移动机器人的行进路线, 折线的开始点为机器人的起点。

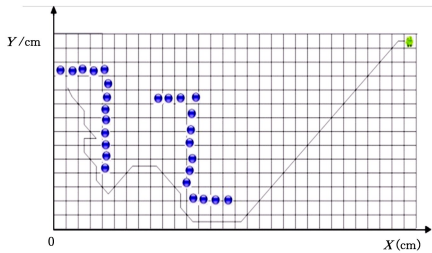


图 7 场景 1 测试结果

Fig. 7 Result of test1

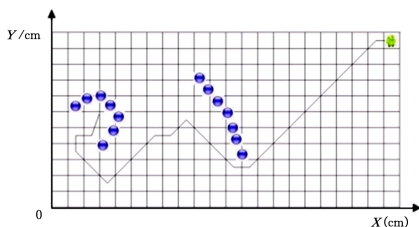


图 8 场景 2 测试结果

Fig. 8 Result of test2

图 7 所示场景中包括 1 个直角的墙和 1 个 Z 型墙, 图 8 所示场景中包括 1 个深度较浅的 U 型陷阱(深度占了大约 3 个栅格)和 1 个平面墙。在这两个场景下移动机器人都能成功到达终点, 且行进路线的距离为最短或次短。

为了测试本文方法的可行性, 对其他的典型场景也进行了测试, 测试结果如表 6 所列。其中, 图 7 和图 8 为表 6 中的场景 7 和场景 11 的仿真测试的运行结果。表 6 中移动的栅格数表示机器人从起点到终点移动的栅格个数, 括号内的数值表示最短行进路线下机器人需要移动的栅格数。

表 6 若干场景的测试结果

Table 6 Test results of several scenarios

测试场景	运行时间/ms	移动的栅格数	场景特点
场景 1	640	35(33)	具有 1 个直角的墙; 2 个
场景 2	375	23(21)	具有 2 个直角的墙; 1 个
场景 3	328	19(19)	平面墙; 1 个
场景 4	453	24(21)	具有一定弧度的墙; 1 个
场景 5	328	18(16)	平面墙; 1 个; 具有 1 个直角的墙; 1 个; 二者位置相邻
场景 6	313	17(17)	平面墙; 1 个; 具有 1 个约 45°折角的墙; 二者位置相邻
场景 7	688	35(35)	具有 1 个直角的墙; 1 个; Z 型墙; 1 个
场景 8	359	20(17)	深度较浅的 U 型陷阱; 1 个
场景 9	469	24(22)	深度较浅的 U 型陷阱; 1 个
场景 10	测试失败		深度较深的 U 型陷阱; 1 个
场景 11	454	23(23)	深度较浅的 U 型陷阱; 1 个 平面墙; 1 个

本研究的测试通过排列障碍物目标构成平面墙、有转折角的墙、U 型陷阱等场景, 因此, 不再对各自分散的障碍物目标场景进行测试。由表 6 可以看出, 11 个场景测试中, 除了场景 10, 其他几种场景下移动机器人都能得到距离最短或次短的行进路线。场景 10 测试失败, 该场景中的 U 型陷阱深度占了大约 6 个栅格, 机器人在该 U 型陷阱中出现了来回振荡而转不出来的情况。

文中所建立的行为选择贝叶斯网络模型是静态的, 没有考虑时序因素, 使得机器人在行为选择过程中没有记忆能力, 也就是说在本文中的行为选择贝叶斯网络模型中, 上一步的行为选择结果不会影响下一步的行为选择结果。但在一些复杂的环境, 如较深的 U 型陷阱中, 机器人相邻的行为之间存在一定的延续和关联关系, 这也是场景 10 失败的主要原因。

测试结果表明, 对平面墙、有转折角的墙、深度较浅的 U 型陷阱等, 本文的方法是适用的, 移动机器人可以成功到达终点。

结束语 本文针对移动机器人的局部路径规划问题, 提出了采用信息融合态势评估的概念和方法的一种解决途径。仿真场景的测试结果表明, 该解决途径是有效且可行的。但场景测试中存在失败的情况, 需要在后续的研究中进一步分析时序贝叶斯网络模型在移动机器人中的应用问题。

参考文献

- [1] MCFETRIDGE L, IBRAHIM M Y. A new methodology of mobile robot navigation: the agoraphilic algorithm[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2009, 25(3): 545-551.
- [2] YU Z Z, YAN J H, ZHAO J, et al. Mobile robot path planning based on improved artificial potential field method[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2011, 43(1): 50-55. (in Chinese)
- [3] ZHANG Q S, CHEN D D, CHEN T. An Obstacle Avoidance Method of Soccer Robot Based on Evolutionary Artificial Potenti-

- tial Field[J]. Energy Procedia, 2012, 16(5): 1792-1798.
- [4] TOIBERO J M, ROBERTI F, CARELLI R, et al. Switching control approach for stable navigation of mobile robots in unknown environments[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing. 2011, 27(3): 558-568.
- [5] ZHANG Q. Path Planning and Location for Mobile Robot[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2014. (in Chinese)
张琦. 移动机器人的路径规划与定位技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2014.
- [6] BU X P, SU H, ZOU W, et al. Ant Colony Path Planning Based on Non-uniform Modeling of Complex Environment[J]. Robot, 2016, 38(3): 276-284. (in Chinese)
卜新苹, 苏虎, 邹伟, 等. 基于复杂环境非均匀建模的蚁群路径规划[J]. 机器人, 2016, 38(3): 276-284.
- [7] WANG L, LI M. Application of improved adaptive genetic algorithm in mobile robot path planning[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2017, 41(5): 627-632. (in Chinese)
王雷, 李明. 改进自适应遗传算法在移动机器人路径规划中的应用[J]. 南京理工大学学报, 2017, 41(5): 627-632.
- [8] ZHAO Z S, FENG X, WEI F, et al. Learning representative features for robot topological localization[J]. International Journal of Advanced Robotic Systems, 2013, 10(4): 1-12.
- [9] LIU Jie, ZHAO H F, ZHOU D L. Improved Quantum Behaved Particle Swarm Optimization Algorithm for Mobile Robot Path Planning[J]. Computer Science, 2017, 44(S2): 123-128. (in Chinese)
刘洁, 赵海芳, 周德廉. 一种改进量子行为粒子群优化算法的移动机器人路径规划[J]. 计算机科学, 2017, 44(S2): 123-128.
- [10] DAS S. High-Level Data Fusion[C] // International Conference on Information Fusion. 2008: 1-6.
- [11] LI C, DUANMU J S, LEI Y J, et al. Situation assessment based on cognitive maps and intuitionistic fuzzy reasoning[J]. Systems Engineering and Electronics, 2012, 34(10): 2064-2068. (in Chinese)
李闯, 端木京顺, 雷英杰, 等. 基于认知图和直觉模糊推理的态势评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(10): 2064-2068.
- [12] HUANG Z Q, SHEN C C, DOSHI S, et al. Fuzzy Sets Based Team Decision-Making for Cyber Situation Awareness[C] // 2016 IEEE Military Communications Conference. 2016: 1077-1082.
- [13] CHAI H M, WANG B S. Research on the Bayesian networks model in situation assessment[J]. Journal of Xidian University, 2009, 36(3): 140-142. (in Chinese)
柴慧敏, 王宝树. 态势估计中的贝叶斯网络模型研究[J]. 西安电子科技大学学报, 2009, 36(3): 140-142.
- [14] MENG G L, MA X Y, LIU X, et al. Situation Assessment for Unmanned Aerial Vehicles Air Combat Based on Hybrid Dynamic Bayesian Network[J]. Command Control & Simulation, 2017, 39(4): 1-6. (in Chinese)
孟光磊, 马晓玉, 刘昕, 等. 基于混合动态贝叶斯网络的无人机空战态势评估[J]. 指挥控制与仿真, 2017, 39(4): 1-6.
- [15] CHAI H N. A Novel Approach to Evidence Combination in Battlefield Situation Assessment Using Dezert-Smarandache Theory [C] // International Conference on Machine Learning and Cybernetics. 2013: 720-727.
- [16] TANG Y L, LI W J, DING J X, et al. Network security situational assessment method based on improved D-S evidence theory[J]. Journal of Nanjing University of Science and Technology, 2015, 39(4): 405-411. (in Chinese)
汤永利, 李伟杰, 丁金霞, 等. 基于改进 D-S 证据理论的网络安全态势评估方法[J]. 南京理工大学学报, 2015, 39(4): 405-411.
- [17] PEARL J. Fusion, propagation and structuring in belief networks [J]. Artificial Intelligence, 1986, 29(3): 241-288.
- [18] POURRET O, NAIM P, MARCOT B. Bayesian Networks: A Practical Guide to Applications[J]. Treatise on Geochemistry, 2008, 37(4): 281-304.
- [19] ZHANG N L, POOLE D. A simple approach to Bayesian network computations[C] // Proceedings of the Tenth Canadian Conference on Artificial Intelligence. 1994: 171-178.
- [20] SMARANDACHE F, DEZERT J. An introduction to DSm theory of plausible, paradoxist, uncertain, and imprecise reasoning for information fusion [J]. Octagon Mathematical Magazine, 2007, 15(2): 681-722.