

基于区域空间知识模型的在线快速路径规划

仲朝亮¹, 刘士荣^{1,2†}, 张波涛²

(1. 华东理工大学 自动化研究所, 上海 200237; 2. 杭州电子科技大学 电气自动化研究所, 浙江 杭州 310018)

摘要: 人类在其导航过程中运用了区域化的空间知识模型并采取了“由精到粗”的寻路策略. 受此启发本文首先提出一种区域化的空间知识模型. 在该模型中, 多个小尺度的区域组合在一起形成上一层级的区域, 构成一种层次化的空间表示结构. 在此基础上提出一种基于该空间知识模型的在线路径规划算法FTC-A*(fine-to-coarse A*). FTC-A*能够根据环境信息的远近采取不同的规划策略. 在机器人所在的区域中, 进行路径的精细规划, 而对远处空间进行粗糙规划. 该策略利用环境描述的区域化特性, 降低了搜索空间的大小, 从而显著地降低了规划时间和内存负载, 减少了机器人的运动响应延迟. 本算法能适应环境规模巨大以及目标点经常改变的应用场合. 通过在MobileSim平台的仿真实验以及与A*和HA*算法的对比分析, 验证了该方法的可行性与有效性.

关键词: 导航; 由精到粗的寻路策略; 区域空间知识模型; 路径规划

中图分类号: TP242 文献标识码: A

Online fast path-planning based on regionalized spatial knowledge model

ZHONG Chao-liang¹, LIU Shi-rong^{1,2†}, ZHANG Bo-tao²

(1. Institute of Automation, East China University of Science and Technology, Shanghai 200237, China;

2. Institute of Electrical Engineering & Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou Zhejiang 310018, China)

Abstract: Human beings use the regionalized spatial knowledge and adopt the "fine-to-coarse" way-finding strategy in the process of navigation. Inspired by this, we put forward a regionalized spatial knowledge model. In this model, small scale regions are grouped together to form the bigger regions at the next hierarchy level which leads to a hierarchical spatial representation structure. Based on the spatial knowledge model, we develop a kind of online route-planning algorithm FTC-A*(fine-to-coarse A*) which can take different planning strategies according to the distance of environmental information. In the area where the robot stays, a fine route-planning will be conducted while for the distant space a coarse planning will be done. Taking advantage of regionalization feature of environment description, this strategy can shrink the search space; thus, remarkably reducing the planning time and the memory loading as well as lowering the motion response lags of the robot. The algorithm FTC-A* can be applied to occasions with huge number of environments or target-points change frequently. Through the simulation experiment on MobileSim platform and the contrastive analysis of algorithms A* and HA*, we find the proposed method is feasible and effective.

Key words: navigation; fine-to-coarse way-finding strategy; regionalized spatial knowledge model; path planning

1 引言(Introduction)

快速有效的路径规划是机器人研究的一个重要问题, 也是计算机游戏中的研究热点. 路径规划是指在给定的环境中寻找一条从起点到达目标点的路径, 可以分为两类: 一种是基于先验环境模型的全局路径规划, 另一种是基于传感器信息的局部路径规划. 在全局规划问题中, 除了常规的离线式规划之外, 经常会面临着自主运动体在运动过程中由于目标点或目的地的位置改变, 要求运动体能自主地规划从当前位置

到新目标点或目的地的合理可行路径, 这就提出了在线路径规划问题. 在线路径规划对路径规划的时间有严格的限制, 特别是当问题规模较大、目的地经常改变以及内存空间和CPU资源有限, 需要快速地求解路径并给出规划结果. 由于机器人机载导航系统以及车载导航系统受设备和成本限制, 其运算能力和存储资源都十分有限, 难以满足复杂、大规模的计算要求. 例如基于集中调度机制的数十、上百台运输搬运机器人作业的超大型物流仓库或堆场, 其地域广阔、环境复

收稿日期: 2014-07-06; 录用日期: 2014-11-26.

†通信作者. E-mail: liushirong@hdu.edu.cn; Tel.: +86 571-86878535.

国家自然科学基金项目(61175093, 61375104), 浙江省自然科学基金项目(LQ14F030012)资助.

Supported by National Natural Science Foundation of China (61175093, 61375104) and Natural Science Foundation of Zhejiang Province (LQ14F030012).

杂,在系统调度机制下,有可能机器人运输途中发生目的地改变,这时机器人需要快速规划从当前位置到新的目的地的路径,并能在最短时间内实现运动响应,尽可能减少因规划时间而造成的运动延迟.另外,在大规模环境下的一次性完整路径在线规划,通常会遇到规划耗时多、存储空间大、运动响应延迟大等问题.因此,研究快速、高效的在线路径规划算法十分必要.

环境表示模型和路径搜索策略是路径规划涉及到的两个方面.在环境地图建模上,度量地图^[1-2]、拓扑地图^[3]以及基于这两者的混合地图^[4-5]是常用的地图建模方式.栅格地图作为一种常见度量地图,在机器人地图建模领域获得了广泛的应用,但是当环境规模很大时存在严重的性能问题.虽然相比于栅格地图,拓扑地图通过将环境抽象为一个图模型来降低搜索空间的大小和计算复杂度,从而提高搜索效率.但是由于基于图搜索算法的计算复杂度受制于搜索空间的大小,当环境规模增大时搜索效率会快速下降.例如Dijkstra's, A*, LPA*^[6]和Theta*^[7]等.在搜索空间发生变化情况下, LPA*通过利用曾经规划的路径信息来加快路径规划. Theta*在路径规划时通过把相互可视的节点相连来优化路径的长度.然而随着问题规模的扩大,这些算法的计算复杂度以及内存消耗呈现出急剧增长的趋势,这带来了处理大规模问题时的性能问题.例如A*算法的时间复杂度为 $O(n^2)$,其中“ n ”是节点的个数.可见A*算法的效率会随着节点数量的增加、计算距离增长而快速下降.于是,为了降低计算复杂度,多层地图结构以及分层搜索算法被提了出来,例如HA*^[8], HPA*^[9], CFA*^[10]和DT-HPA*^[11]等.这些算法通过缩减搜索空间的规模来提高算法效率,例如HA*的基本思想是:先将环境抽象成不同细节程度的层,然后逐层搜索,最终得到一条指向目标的无碰路径.除以上所提的规划算法之外,常用的规划算法还有:可视图法^[12]、人工势场法^[13]、模糊逻辑算法^[14]、遗传算法^[15]、粒子群算法^[16]等.以上的路径规划算法返回一条完整的全局路径.然而,在实际的导航过程中,一条完整的全局路径并不是必须的.能够快速规划一条即使是非完整的有效路径,这条路径能够诱导机器人向正确的方向立即运动就足够了.这种方式还存在另一优势,就是易于适应目标的变化.当目标变化时,必须重新规划路径,原来规划的路径变得无用.非完整路径的规划方式能减少目标变化所带来的计算资源的浪费.

人类导航能力的研究成果为移动机器人的导航系统设计提供理论基础和启发.研究发现人类采用了规划非完整路径的导航方式.使得人类即使在大规模环境以及目标变化的情况下,也能快速的获得路径并开始向目标位置运动.对人类导航能力的研究主要集中在两个方面:自然环境在记忆系统中的内在表示与人类活动过程中的导航机制.通过描绘环境草图^[17]、环

境回忆^[18]、虚拟场景中的导航^[19]、环境的语言描述^[20]以及脑核磁共振^[21]等实验的研究结果表明:环境在记忆系统中并非表示成整体性的一块,而是将空间对象进行区域化划分,组合形成一种多层次的结构.这种结构能使导航决策的搜索空间限制在区域范围内,从而降低了计算内存的负载,提高了搜索效率,也有助于满足工作记忆(working memory)的容量限制.大量的研究证据表明人类在其导航过程中运用了这种区域化的环境知识^[19,22-23].受区域空间知识模型的影响,人类在其导航过程中主要运用了由精到粗(fine-to-coarse)的寻路策略^[22].该策略使得规划路径时对环境信息的远近采取不同的规划策略.对于近处,提取细粒度的环境记忆信息进行精细规划路径,而对于远处,根据粗粒度的环境记忆信息进行粗略规划.这是一条非完整的全局路径.这种寻路策略有效地降低了计算内存负载以及运算复杂度,并且适用于目标经常改变的应用场景.随着导航的进行,通过迭代重新规划路径为机器人的运动决策提供行路指引,直到到达目标.

虽然文献[22]首次从生物空间认知的角度提出了人类在导航过程中运用了“由精到粗”寻路策略的思想,但是至今缺乏一个显式的计算模型.于是本文受该人类导航策略的启发,将路径的规划与导航运动整合在一起,构建一个应用于机器人的路径自主规划系统,来解决在线路径规划问题.首先将环境进行区域化划分,下一级的空间对象组合形成上一级的空间对象,构建一种多层次的环境表示模型,即区域化空间知识模型(regionalized spatial knowledge model).在此基础上,提出了从移动机器人当前位置到目标位置的在线路径规划算法FTC-A*,给出了基于多层区域空间知识模型进行路径规划时,层与层之间的规划路径“跃层”条件. FTC-A*是模仿人类“由精到粗”的寻路策略,对当前区域内执行详细搜索与规划,对远处区域进行粗略规划,移动机器人是以“规划-运动-规划-运动...”交替模式运行.移动机器人根据当前规划好的路径运行到下一个位置点,再进行从当前位置到目标位置的路径规划,在规划路径的指引下,移动机器人最终运动到目标位置.基于区域空间知识模型的FTC-A*算法,可用于大规模复杂环境、目标位置动态变化场合下的移动机器人(运动体)自主在线路径规划,与现有规划性能优良的A*和HA*算法比较分析表明,本文方法具有搜索空间小、计算时间短、内存负荷轻、运动响应延迟小等优点.

2 区域空间知识模型(Regionalized spatial knowledge model)

大量的研究提出空间环境在记忆系统中以区域化多层嵌套的组织方式表示的论点^[19].该论点表明空间对象被区域化划分组合,下一级的空间对象组合在一

起形成更高一级的空间对象. 区域之间的包含关系形成树形的组织结构, 但是区域对象之间还存在连通关系, 使得整个环境模型看起来类似如图1所示的结构. 由该图可见, 该模型主要分为两层: 环境地图表示层和区域表示层. 由于多个区域性对象的组合特性, 能够形成一个更大范围的区域对象, 使得区域表示层存在多层次的组织结构. 环境地图表示层可以用栅格地图或者拓扑地图来表示. 本文中, 环境地图表示层采用拓扑网络将环境中安全的可行区域表示出来, 其节点表征可行区域中的位置点, 称为位置性节点. 区域表示层先将空间环境按可行性进行区域化分割, 确保区域内的连通, 接着将可行区域中的位置性节点组合形成区域对象, 再结合抽象出的区域对象来构建整体

性环境的多层结构. 区域表示层中的每个节点表征一个区域对象, 称为区域性节点. 在此结构中, 下层的几个对象(子对象)合并成为上层的一个范围更大的对象(父对象), 父、子对象之间的包含关系可使用有根树来表示(如图2所示). 根节点root作为空间对象的容器而存在, 它本身不具有空间对象的意义. 层级对象之间的树形结构有利于空间对象之间的推理. 显然, 空间对象之间的包含关系具有传递性:

$$\forall a, b, c(a \subset b \wedge b \subset c \rightarrow a \subset c). \quad (1)$$

这条推理规则表示如果任意的空间对象a为空间对象b所包含, b为空间对象c所包含, 那么可得a为c所包含. 这条推理规则将在FTC-A*算法中被使用.

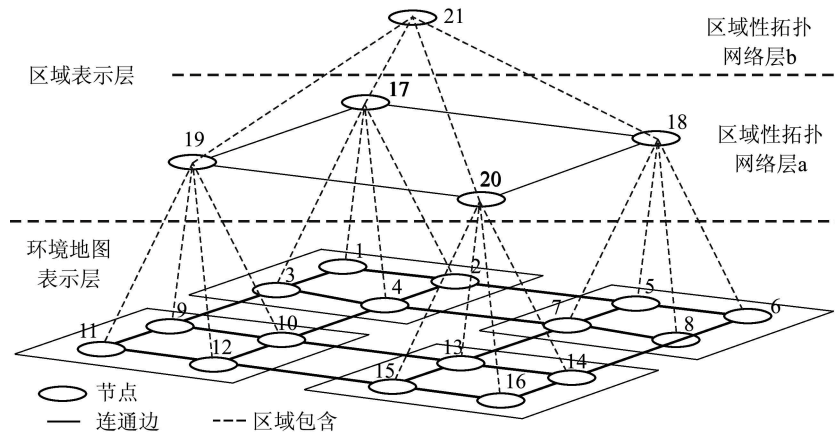


图1 空间环境的区域化多层表示

Fig. 1 Regionalized hierarchical representation of space environments

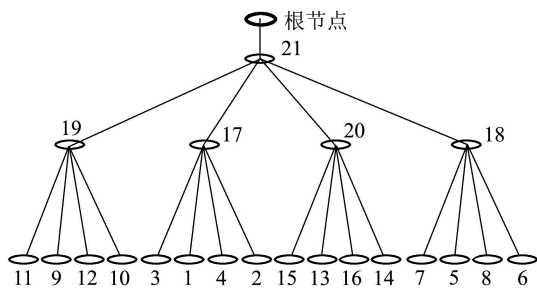


图2 空间对象之间的有根树结构

Fig. 2 The rooted tree structure between spatial objects

空间环境的多层表示模型要求层独立, 即每一层具有同一级别的对象和关系, 其差别仅仅在于对环境描述的详细程度的不同. 因此, 在多层次的环境表示结构中, 必须保证上层对象之间的连通性与下层对象之间的连通性保持一致, 才可以规划算法在层级之间切换. 因此, 区域性对象之间的连通性判别准则如下:

准则 对于区域性对象 O_i 和 O_j , 如果存在连通关系(G', G''), 且 G' 被 O_i 所包含和 G'' 被 O_j 所包含,

那么称区域性对象 O_i 和 O_j 之间是连通的.

例如图1中, 区域性对象17和18之间连通是因为满足存在连通关系(2, 5), 并且节点2为区域对象17所包含和5为区域对象18所包含. 该准则保证了层级之间的连通一致性, 得到如下推论:

推论 1 如果两个区域性对象 O_i 和 O_j 之间连通, 那么必定存在对象 $G'(G' \subset O_i)$, $G''(G'' \subset O_j)$ 并且 G', G'' 之间连通.

证 显然, 如果推论不成立, 那么与区域性对象之间的连通性生成准则相违背. 也即推论成立.

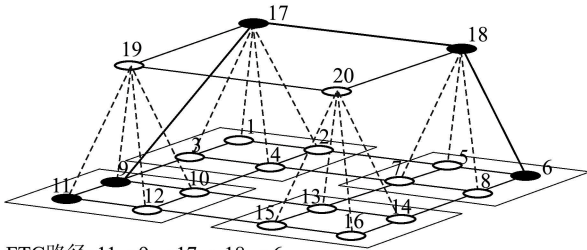
空间知识具有嵌套特性, 比如书桌在房间里, 房间在房子里, 房子在院子里, 院子在某个村子里, 村子又在某个乡镇里, 等等, 以至无穷. 本文所提出的空间表示模型具备描述嵌套特性的能力, 一个空间对象能包含其他空间对象. 这种能力使得区域对象成为数据管理的最小单元. 以区域为单位来检索和加载数据, 不仅有利于提高数据加载速度, 也可减小数据加载量, 节约内存空间. 也可以是搜索空间

尽量限制在最小范围内,从而降低了计算内存的负载,提高搜索效率.

3 “由精到粗”路径的自主规划算法(“Fine-to-coarse” route planning algorithm)

3.1 “由精到粗”路径的描述(Description of “fine-to-coarse” route)

对人类导航过程中认知机制的研究表明人类在其导航时运用了基于区域的多层次空间知识模型.并且受区域空间知识模型的影响,人类在其导航过程中主要运用了由精到粗的寻路策略.该策略规划一条近处精细远处粗略的路径,称为由精到粗的路径(fine-to-coarse route, FTC-route).如图3所示,当移动体处于位置11时,从当前位置11到达终点6的一条FTC路径可能被规划为11-9-17-18-6.同样条件下,对应的传统路径可能为11-9-10-4-7-5-6.与传统规划的路径不同,FTC路径不仅含有位置-位置(place-place, P-P)的连接(例如11-9),还含有位置-区域(place-region, P-R, 例如9-17)或者区域-区域(region-region, R-R, 例如17-18)的连接.整条路径从精细趋向于越来越粗糙.近处精细的规划为机器人的运动决策做指引,远处粗略的规划降低了决策成本.随着导航的进行,通过迭代更新FTC路径为移动体即时运动决策提供行路指引.



FTC路径: 11→9→17→18→6
常规路径: 11→9→10→4→7→5→6

图3 一条近处精细远处粗略的“由精到粗”路径

Fig. 3 A fine-to-coarse route with being fine in vicinity yet coarse at a distance

3.2 FTC-A*算法(FTC-A* algorithm)

路径可以描述为是一条需次序经过的节点的序列,可记为 $(n_1 \rightarrow n_2 \rightarrow \dots \rightarrow n_i)$.路径搜索算法与地图模型紧密相关.本文在A*算法思想的基础上,加入语义性推理与跃层条件,提出一种基于区域性多层次环境表示模型的“由精到粗”路径规划算法,称为FTC-A*.该算法能够有效利用区域化嵌套的环境知识,生成的路径不仅具有P-P连接片段,还具有P-R或者R-R连接片段.算法以伪代码的形式展示了FTC-A*寻路算法的执行过程,步骤如下:

- 1) 算法输入: 环境表示模型 G ; 起始节点 n_s ; 目标节点 n_d ; 并把起始节点添加到OPEN列表中.
- 2) 重复如下的工作:
 - a) 从OPEN列表中找出最佳节点 n_c , 并从OPEN列表删除同时添加到CLOSE列表中;
 - b) 对于 n_c 的每一个相连节点node:
 - b1) 把 n_c 的前继节点赋给变量 n_{pre} ;
 - b2) 如果 $n_{pre} \neq \text{NULL}$ 并且 $n_{up1} \neq n_{up2}$, 其中node在 n_{up1} 里面, n_c 在 n_{up2} 里面, 那么设置当前相连节点node为该节点的父对象 n_{up1} ;
 - b3) 如果node在CLOSE列表中, 略过以下步骤;
 - b4) 如果node不在OPEN列表中, 把它添加进去. 把 n_c 作为node的前继节点, 记算node的代价;
 - b5) 如果node在OPEN列表中, 重新计算从起始节点到达节点node的开销是否更好. 如果更好, 那么就把 n_c 作为node的前继节点, 重新记算node的代价;
 - c) 停止, 当:
 - c1) OPEN列表已经空了, 这时路径不存在, 返回;
 - c2) n_c 就是 n_d 或者 n_d 在 n_c 里面, 这时找到路径;
- 3) 保存路径: 从目标节点开始, 沿着每一个节点的父节点移动直到回到起始节点, 构建该路径并返回.

FTC-A*算法有3个输入: n_s 表示起始节点, n_d 表示目标节点和 G 表示区域化的环境表示. 与A*算法相比, 这个衍生出来的算法有以下几个主要的区别:

- 算法的终止条件不同. 行c2)为FTC-A*算法的终止条件, 表示如果当前最佳节点 n_c 就是目标 n_d 或者 n_c 在区域性对象 n_d 内, 那么算法认为找到了“由精到粗”路径. 这里运用到公式1进行语义性的推理.

- A*算法只考虑P-P连接的路径, 且这条路径是完整的, 可以引导机器人运动到目标. 而FTC-A*算法考虑多种路径连接方式, 得到近处精细远处粗略的路径. 这种路径只可以给机器人下一步运动提供指引, 因此FTC-A*必须结合基于“由精到粗”寻路策略的导航机制. 它们是一个整体.

- 输入地图模型不一样. A*算法在同一缩放尺度的地图模型中搜索路径, 而FTC-A*能适用于具有多个缩放尺度的层次地图模型. 如果在同一缩放尺度的环境模型中使用, FTC-A*将退化成一般的A*算法.

跃层条件 行b2)为跃层搜索的两个条件,是生成“由精到粗”路径和降低搜索空间大小的关键.采用bottom-up的搜索思想,使得FTC-A*趋向于向更粗粒度的环境知识中搜索.本文中,这个条件由两部分组成:

- 1) $n_{pre} \neq \text{NULL}$;
- 2) $n_{up1} \neq n_{up2}$, 其中: node 在 n_{up1} 里面, n_c 在 n_{up2} 里面;

① 表示在搜索过程中,当前节点 n_c 的前一路径节点 n_{pre} 不为NULL. ② 表示 n_c 的父对象 n_{up2} 与它的邻居节点node的父对象 n_{up1} 不相同.当这两个条件同时满足时,邻居节点node将被替换为它的父节点 n_{up1} ,使得路径搜索提升一个层次.如图4所示,当路径搜索到节点 n_c 为12时,它的前一路径节点 n_{pre} 为11,不为空.同时,节点12的父节点 n_{up2} 为19与它的邻居节点node = 15的父节点 $n_{up1} = 20$ 不同.两个跃层条件同时满足,路径的搜索上升一层,从15跳跃到20.

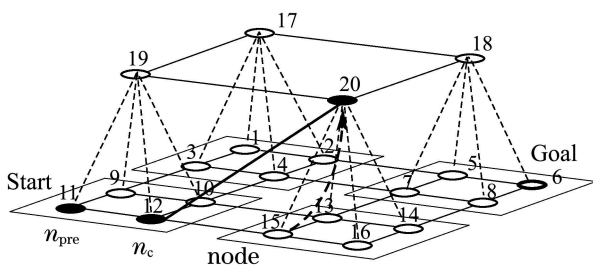


图4 通过跃层搜索生成“由精到粗”路径
Fig. 4 The condition of jumping to upper layer makes FTC-route

FTC路径搜索的可行性分析 FTC路径的性质保证了路径可行性,使得机器人能够沿着FTC路径的指引到达目标.

性质 如果存在一条从起点S到达终点G的FTC路径,那么必定存在至少一条P-P相连的路径与之对应.

证 令 O_i 和 O_j 是FTC路径中的某一路径片段的两个端点,那么 O_i 与 O_j 有3种连接类型: P-P, P-R或者R-R.

a) 对于P-P连接,那么该路径片段即是位置相连的路径.

b) 对于P-R连接,不妨令 O_i 为位置性节点, O_j 为区域性节点. P-R连接产生于搜索过程中的跃层.假设不存在与之对应的P-P相连的路径,那么与跃层条件2相矛盾.

c) 对于R-R连接. R-R连接有两种情形,处于同

一层面的R-R连接与上下层之间的R-R连接.对于同一层面的R-R连接,假设不存在与之对应的P-P相连的路径,这与推论1或者与区域内相连接矛盾.同理,对于上下层之间的R-R连接,根据跃层条件、推论1与区域内相连接得知存在与之对应的P-P相连的路径.总之,性质成立.

FTC-A*算法通过对远处的路径提高搜索层次减少了搜索空间的大小进而降低了内存负载及计算复杂度.在实际应用过程中,任务目标可能会随时改变,采用本文描述的导航机制和规划算法能够轻易的适应这种情况.只要以机器人当前位置为起始点,重新设置最终目标点,再次规划路径即可.事实上,在机器人的导航过程中,路径不时的被低运算量的规划着.

4 基于“由精到粗”寻路策略的导航机制 (The navigation mechanism based on “fine-to-coarse” wayfinding strategy)

在实际应用中,FTC-A*算法与基于“由精到粗”寻路策略的导航机制紧密相连.当机器人导航时,首先感知周围环境并确定自身的位置.接着确认是否到达最终目标.如果已到达最终目标,则停止运行.如果没有,那么判断机器人是否到达最近目标(closest goal,如图3中的最近目标是9.如果机器人已到达最近目标,则采用FTC-A*算法重新规划指向目标的FTC路径,并将该路径保存到全局变量中,以便让其他步骤根据此路径获得最近目标.如果没有到达,则继续向最近目标运动直到到达.与先规划好详细的路径再沿着路径运动向目标的导航机制不同的是,基于“由精到粗”寻路策略的导航机制在线的规划路径,引导机器人运动向目标.其过程是个迭代前进的过程,每一步取得最优的下一个目标点,并向该目标点运动,直到到达最终目标.

5 仿真研究(Simulation study)

5.1 仿真平台(Simulation platform)

为了验证所提出FTC-A*算法及基于该算法的导航机制的快速有效性和可行性,本文在Adept MobileRobots公司Pioneer SDK上做仿真实验,其软件结构如图5所示. MobileSim是移动机器人的仿真平台,支持通过网络通信的方式控制移动机器人. ARIA网络服务端能够自动的连接MobileSim的网络通信接口并提供操控机器人的远程接口. 移动机器人客户端与ARIA网络服务端进行远程通信,其采用Java语言编写,提供操控机器人的应用程序接口.在软件结构图的最上层,在线规划与导航模块是整个系统的核心部分.它是基于NetBeans Rich Client Platform和Java SE 7开发.

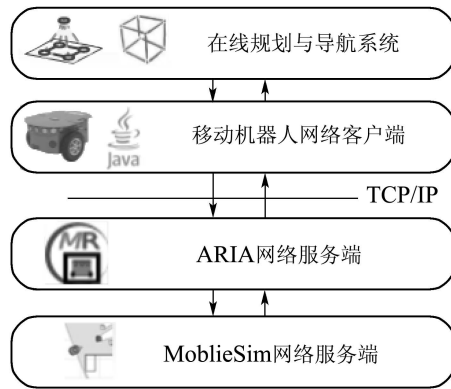


图5 导航系统软件结构概览

Fig. 5 Overview of software architecture

5.2 基于FTC-A*算法的导航运行过程仿真(The process of navigation simulation based on FTC-A* algorithm)

为了说明基于“由精到粗”寻路策略的导航机制的运作过程,本文构建了一个区域化的虚拟环境作为移动机器人的工作空间,如图6(a)所示.该环境具有4个区域,每个区域有4个位置点.位置点之间通过10 m长的道路连接.图6(b)显示了该环境的表示结构.

机器人初始位置在节点11处.在接收到目标指令后,机器人开始导航.一旦机器人开始运动,其过程应是完全自主的.图6(c)–6(f)描述了机器人在虚拟环境中从起始位置11到目标位置6的运动过程.在机器人开始自主导航前,运用FTC-A*算法规划一条从起始到目标的FTC路径(11 → 9 → 17 → 18 → 6),如图6(c)所示.根据该路径,得到最近目标9,于是机器人首先向目标9运动.当到达目标9后,再次运用FTC-A*算法规划指向最终目标的路径,得到下一个最近目标3,机器人向此目标运动,如图6(d)所示.重复该导航过程,移动机器人到达最终目标.图6(g)显示了机器人实际运行的路径.图6(h)左显示了导航系统软件的图形化窗口中移动机器人的运动情况.图6(h)右显示了移动机器人在MobileSim中的运行轨迹.该实验揭示了区域化的环境模型对路径规划和导航行为的影响.在机器人导航过程中,FTC路径通过FTC-A*算法持续的在线规划着.

5.3 算法性能的分析比较(The comparison analysis of algorithm performance)

5.3.1 性能指标(Performance indices)

与基于FTC寻路策略的导航机制不同,基于A*算法或HA*算法的导航机制在目标点没有改变的情况下,无需再次规划路径.而基于FTC寻路策略的导航机制则需要不停地在线规划路径直至到达目

标.对于目的地为静态的,此时路径只需规划一次.然而在运动体或机器人在运动途中,目的地有可能发生改变而导致必须重新规划路径.在目的地动态改变或大尺度环境下,考察FTC-A*与A*和HA*3种规划算法用于在线规划的性能,定义了内存占用、规划时间和路径长度这3个指标.

- 内存占用.在此用OPEN列表与CLOSE列表中存储的节点个数之和(也即算法执行过程中检查过的节点总个数)来表示算法的内存占用情况.

- 规划时间.在运动过程中,由“目的地改变”事件触发“开始规划路径到路径规划完成”所需时间,也即是机器人运动响应延迟时间.虽然FTC-A*规划的是非完整路径,而A*及HA*规划的是完整路径,但是仍可运用这一指标来衡量机器人对目标指令的响应能力.

- 路径长度.机器人从起始位置到达最终目标点所运动的里程数.

5.3.2 目的地动态变化下的性能比较分析(The comparison of computing performance in the case of dynamic destinations)

首先用于本次实验的虚拟环境拥有1000个位置性节点,长宽分别为16 km和13 km,并且被分割成10个区域A, B, C, D, E, F, G, H, I, J, K,如图7所示.绿色小圆点表示位置性节点,黑色的连线表示节点间的连通关系,红色圆点为起始位置,黄色五角星为动态目的地.机器人的起始位置Start位于地图的右下角,而目的地位置在机器人运动过程中经历了两次改变:首先在位置 P_1 触发目标事件,将目标从Goal₁变换到Goal₂,接着在位置 P_2 从Goal₂变换到最终目标Goal₃,如图7所示.

图8为机器人从起始位置Start运动到最终目标Goal₃的运动路径.其中:红线为基于FTC寻路策略的机器人运动轨迹,绿色和蓝色分别是为基于A*和HA*算法的运动路径.可见基于A*与HA*算法的运动路径完全重合在一起,而基于FTC寻路策略的运行轨迹与A*和HA*算法规划的路径相差不大,几乎重叠在一起.然而,从表1中可见,基于FTC-A*的运动轨迹长度比A*规划的路径长度稍长了0.29 km,折算只长了0.88%.由于FTC-A*算法有效地降低了搜索空间的大小,从而提高了搜索效率.FTC-A*的响应速度显著快于A*与HA*.在3次“目的地改变”事件触发过程中,FTC-A*的规划时间最短.例如在第3次目的地事件触发时,A*所花费的时间差不多是FTC-A*的10倍.内存的占用量也获得了大幅下降,在起点时FTC-A*算法的内存占有量是A*算法的四分之一不到,只有127个节点,远小于A*算法占用的600个,相比HA*则减少了60.19%.

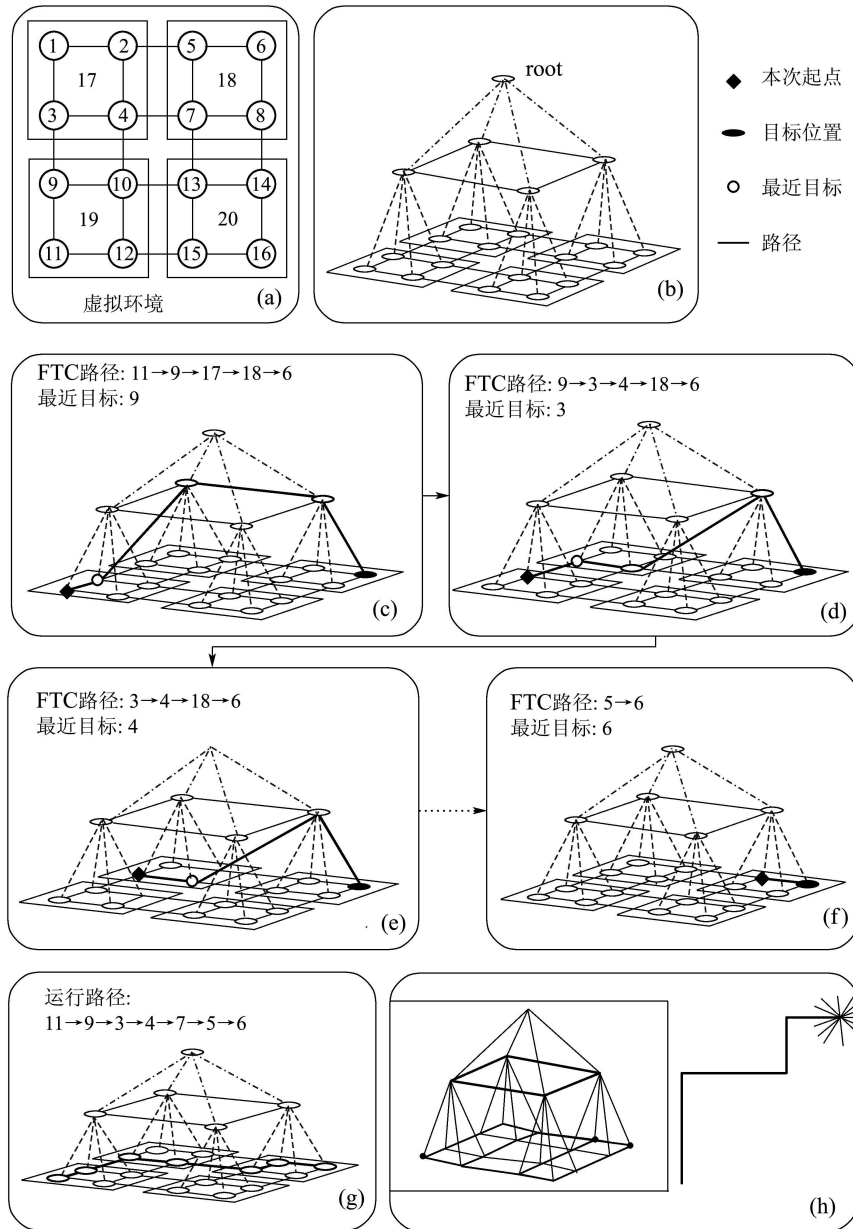


图 6 基于FTC-A*算法的导航运行过程仿真

Fig. 6 The process of navigation simulation based on FTC-A* algorithm

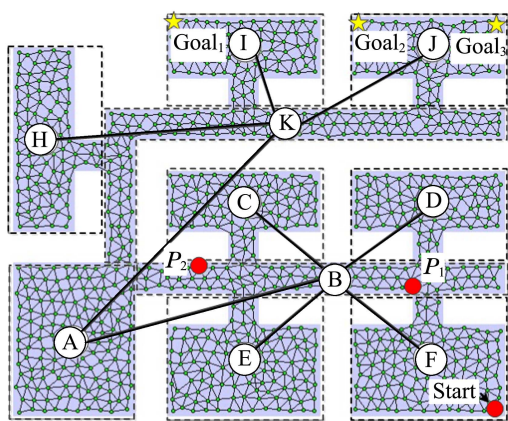


图 7 一个具有1000个位置性节点的区域化环境

Fig. 7 A regionalized environment with 1000 place nodes

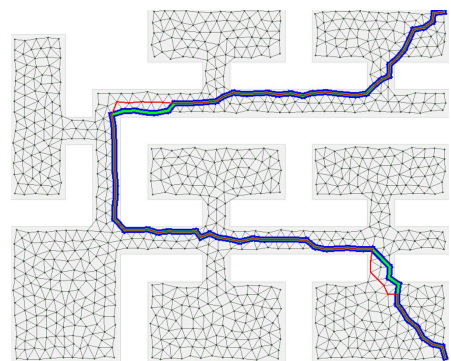


图 8 机器人在具有1000个位置节点环境中的运动轨迹

Fig. 8 The movement trajectory of the robot in the environment with 1000 place nodes

表1 算法的性能比较

Table 1 The comparison of algorithm performance

目的地事件	性能指标	A*	HA*	FTC-A*
Start	内存占用/nodes	657	348	129
	规划时间/ms	5.36	2.93	1.34
P ₁	内存占用/nodes	895	339	95
	规划时间/ms	7.35	1.87	0.58
P ₂	内存占用/nodes	635	272	95
	规划时间/ms	4.49	1.64	0.48
路径长度/km		32.92	32.92	33.21

5.3.3 大规模环境下的算法性能比较分析
(The comparison analysis of algorithm performance in the case of large-scale environments)

如果将环境的位置性节点的数目扩大,基于FTC寻路策略导航的优势表现的更加明显.接着本文从起始位置Start到最终目标位置Goal₃做规划路径的对比分析.由表2可知,3种算法在7种不同节点规模的环境中规划的路径长度相差不大.然而,从图9与图10与表2可知,在内存占用与响应性能方面FTC-A*均大幅优于A*与HA*算法.特别是响应性能,FTC-A*远优于A*算法.例如在问题规模为10000的情况下,FTC-A*的规划时间为11.51 ms,而A*与HA*的规划时间达到248.00 ms和94.87 ms,分别是FTC-A*的21.54倍和8.24倍. FT C-A*在路径近优的情况下,在内存占用和规划时间方面的优势使得FTC-A*不仅适用于大规模的环境也能适用于目标点经常变化的场合(例如电子游戏),一方面路径的规划能即时响应目标点的变化,另一方面能减少由于目标点变化带来的计算浪费.因为当目标点变化时,曾经规划的从机器人当前位置到达原目标点的那段路径所花费了的计算消耗是无用的.

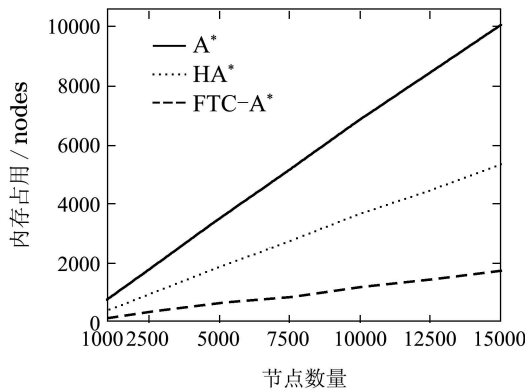


图9 内存占用分析

Fig. 9 The comparison analysis of memory usage

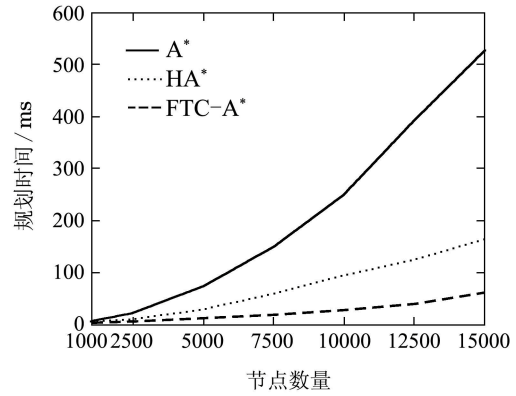


图10 规划时间分析

Fig. 10 The comparison analysis of planning time

表2 多种问题规模下算法的性能比较

Table 2 The comparison of algorithm performance under a variety of problem size

问题规模	性能指标	A*	HA*	FTC-A*
1000	内存占用/nodes	725	397	129
	规划时间/ms	5.31	3.57	1.57
	路径长度/km	32.92	32.92	33.21
2500	内存占用/nodes	1729	937	296
	规划时间/ms	20.20	9.09	3.58
	路径长度/km	32.37	32.37	32.95
5000	内存占用/nodes	3458	1857	585
	规划时间/ms	72.43	28.84	6.4
	路径长度/km	32.54	32.55	32.94
7500	内存占用/nodes	5147	2749	870
	规划时间/ms	149.81	56.86	7.62
	路径长度/km	32.46	32.46	32.94
10000	内存占用/nodes	6840	3656	1153
	规划时间/ms	248.00	94.87	11.51
	路径长度/km	32.51	32.51	32.96
125000	内存占用/nodes	8419	4487	1445
	规划时间/ms	389.16	124.99	18.62
	路径长度/km	32.46	32.46	32.80
150000	内存占用/nodes	10089	5347	1735
	规划时间/ms	525.14	162.46	25.10
	路径长度/km	32.54	32.54	33.05

6 结论(Conclusions)

本文构建了一个区域空间知识模型以及在线快速路径规划算法FTC-A*,并把它们整合成应用于移动机器人的路径自主规划系统.该空间知识模型模拟自然环境在人脑中的表现形式,对空间对象进行区域化划分组合,上一级的区域包含下一级的区域,形成区域化多层嵌套的组织结构. FT C-A*算法运用该知识模型在线的规划从机器人当前位置到达目标的由精到粗路径.该规划算法通过对机器人周

围环境进行路径的精细规划而对远处粗糙规划, 降低了计算复杂度, 提升了路径搜索的效率, 使得机器人具有实时规划下一步运动行为的能力. 与现有规划性能优良的A*和HA*算法比较分析表明, 本文方法具有搜索空间小、计算时间短、内存负荷轻、运动响应延迟小等优点, 可用于大规模复杂环境以及目标位置动态变化的应用场合.

参考文献(References):

- [1] RUDAN J, TUZA Z, SZEDERKÉNYI G. Using LMS-100 laser rangefinder for indoor metric map building [C] // *2010 IEEE International Symposium on Industrial Electronics (ISIE)*. New York: IEEE, 2010: 525 – 530.
- [2] 陈卫东, 张飞. 移动机器人的同步自定位与地图创建研究进展 [J]. *控制理论与应用*, 2005, 22(3): 455 – 460.
(CHEN Weidong, ZHANG Fei. Review on the achievements in simultaneous localization and map building for mobile robot [J]. *Control Theory & Applications*, 2005, 22(3): 455 – 460.)
- [3] 石朝侠, 洪炳镕, 周彤, 等. 大规模环境下的拓扑地图创建与导航 [J]. *机器人*, 2007, 29(5): 433 – 438.
(SHI Chaoxia, HONG Bingrong, ZHOU Tong, et al. Topological map building and navigation in large-scale environments [J]. *Robot*, 2007, 29(5): 433 – 438.)
- [4] 庄严, 徐晓东, 王伟. 移动机器人几何-拓扑混合地图的构建及自定位研究 [J]. *控制与决策*, 2005, 20(7): 815 – 822.
(ZHUANG Yan, XU Xiaodong, WANG Wei. Mobile robot geometric-topological map building and self-localization [J]. *Control and Decision*, 2005, 20(7): 815 – 822.)
- [5] 王楠, 马书根, 李斌, 等. 基于拓扑制混合地图的废墟环境同步定位与地图创建 [J]. *机器人*, 2013, 35(6): 762 – 768.
(WANG Nan, MA Shugen, LI Bin, et al. Simultaneous localization and mapping based on the hybrid metric-topological map in the ruins environment [J]. *Robot*, 2013, 35(6): 762 – 768.)
- [6] KOENIG S, LIKHACHEV M, FURCY D. Lifelong planning A* [J]. *Artificial Intelligence*, 2004, 155(1): 93 – 146.
- [7] DANIEL K, NASH A, KOENIG S, et al. Theta*: any-angle path planning on grids [J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2010, 39(1): 533 – 579.
- [8] HOLTE R C, PEREZ M B, ZIMMER R M, et al. Hierarchical A*: Searching Abstraction Hierarchies Efficiently [C] // *Proceedings of the National Conference on Artificial Intelligence*. Oregon: AAAI, 1996, 1: 530 – 535.
- [9] BOTEVA A, MÜLLER M, SCHAEFFER J. Near optimal hierarchical path-finding [J]. *Journal of Game Development*, 2004, 1(1): 7 – 28.
- [10] LEE J Y, YU W. A coarse-to-fine approach for fast path finding for mobile robots [C] // *Proceedings of IEEE/RSJ 2009 International Conference on Intelligent Robots and Systems*. New York: IEEE, 2009: 5414 – 5419.
- [11] LI Y, SU L M, LI W L. Hierarchical path-finding based on decision tree [M] // *Rough Sets and Knowledge Technology*. Berlin Heidelberg: Springer, 2012: 248 – 256.
- [12] 许斯军, 曹奇英. 基于可视图的移动机器人路径规划 [J]. *计算机应用与软件*, 2011, 28(3): 220 – 222, 236.
(XU Sijun, CAO Qiyong. A visibility graph based path planning algorithm for mobile robot [J]. *Computer Applications and Software*, 2011, 28(3): 220 – 222, 236.)
- [13] 朱毅, 张涛, 宋靖雁. 非完整移动机器人的人工势场法路径规划 [J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(2): 152 – 158.
(ZHU Yi, ZHANG Tao, SONG Jingyan. Path planning for nonholonomic mobile robots using artificial potential field method [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(2): 152 – 158.)
- [14] 付宜利, 顾晓宇, 王树国. 基于模糊控制的自主机器人路径规划策略研究 [J]. *机器人*, 2004, 26(6): 548 – 552.
(FU Yili, GU Xiaoyu, WANG Shuguo. A fuzzy control based path planning strategy for autonomous robot [J]. *Robot*, 2004, 26(6): 548 – 552.)
- [15] 甘亚辉, 戴先中. 基于遗传算法的多机器人系统最优轨迹规划 [J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(9): 1245 – 1252.
(GAN Yahui, DAI Xianzhong. Optimal trajectory-planning based on genetic algorithm for multi-robot system [J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(9): 1245 – 1252.)
- [16] 邓高峰, 张雪萍, 刘彦萍. 一种障碍环境下机器人路径规划的蚁群粒子群算法 [J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(8): 879 – 883.
(DENG Gaofeng, ZHANG Xueping, LIU Yanping. Ant colony optimization and particle swarm optimization for robot-path planning in obstacle environment [J]. *Control Theory & Applications*, 2009, 26(8): 879 – 883.)
- [17] PASSINI R. Spatial representations, a wayfinding perspective [J]. *Journal of environmental psychology*, 1984, 4(2): 153 – 164.
- [18] HIRTLE S C, JONIDES J. Evidence of hierarchies in cognitive maps [J]. *Memory & Cognition*, 1985, 13(3): 208 – 217.
- [19] WIENER J M, SCHNEE A, MALLOT H A. Use and interaction of navigation strategies in regionalized environments [J]. *Journal of Environmental Psychology*, 2004, 24(4): 475 – 493.
- [20] SPIERS H J, MAGUIRE E A. The dynamic nature of cognition during wayfinding [J]. *Journal of Environmental Psychology*, 2008, 28(3): 232 – 249.
- [21] SPIERS H J, MAGUIRE E A. Spontaneous mentalizing during an interactive real world task: an fMRI study [J]. *Neuropsychologia*, 2006, 44(10): 1674 – 1682.
- [22] WIENER J M, MALLOT H A. “Fine-to-coarse” route planning and navigation in regionalized environments [J]. *Spatial cognition and computation*, 2003, 3(4): 331 – 358.
- [23] THOMAS R, DONIKIAN S. A spatial cognitive map and a human-like memory model dedicated to pedestrian navigation in virtual urban environments [M] // *Spatial Cognition V Reasoning, Action, Interaction*. Berlin Heidelberg: Springer, 2007: 421 – 438.

作者简介:

仲朝亮 (1980-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为智能机器人与智能系统、空间知识表示与推理等, E-mail: chaoliangzhong@163.com;

刘士荣 (1952-), 男, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为系统建模与控制、智能机器人与智能系统、分布式可再生电力能源系统控制与优化等, E-mail: liushirong@hdu.edu.cn;

张波涛 (1982-), 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为智能机器人规划与控制、图像处理等, E-mail: billow@hdu.edu.cn.