基于蚁群系统的机器人全局最优路径规划的研究与仿真

周 菁 戴冠中 蔡晓妍
(西北工业大学自动化学院 西安 710072)

摘 要 基于蚁群系统,以可见性图作为路线图,采用CAS(complex adaptive system)理论自底向上的建模思想,构造主动的、适应性的蚂蚁主体ant-agent,依靠多ant-agent之间的协同、合作去完成自主移动机器人的全局最优路径规划任务。在环境中演化着的ant-agent具有自身的内部结构和行动规则,多ant-agent聚集成人工蚁群,通过人工信息素进行间接通信,涌现出了进行路径规划的群集智能。

关键词 蚁群系统,可见性图,复杂适应系统,全局路径规划,移动机器人

Research and Simulating of Global Optimal Path Planning of Mobile Robot Based on Ant Colony System

ZHOU Jing DAI Guan-zhong CAI Xiao-yan
(College of Automation, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract The purpose of this paper is to construct active, adaptive ant-agents by bottom-up modeling ideas of CAS theory and rely on the cooperation between them to complete the task of global path planning of autonomous mobile robot based on ant colony system when using visibility graph as a route map. The ant-agent evolving in the environment incessantly has its own internal structure and behavior rules. Multiple ant-agents gathered into an artificial ant colony, communicated inside in the way of stimergy by pheromone, consequently emerged the swarm intelligence of path planning.

Keywords Ant colony system, Complex adaptive system, Global path planning, Mobile robot

1 引言

蚁群优化(ant colony optimize, ACO)是利用一群人工蚂蚁的协作去求解难解的离散优化问题的元启发式算法。蚂蚁系统(ant system, AS)[1]是最早的蚁群优化算法,是大量蚁群算法的原型。蚁群系统(ant colony system, ACS)[2]是AS的扩展算法,用于改善AS的性能。其主要改进点如下:1)新的状态转移规则加强了对问题先验知识的利用;2)全局信息素更新规则仅应用于至今最优蚂蚁构建的路径;3)局部信息素更新规则应用于所有被蚂蚁访问过的边。在TSP试验平台上,ACS是性能最好的AS扩展算法之一[17]。

移动机器人路径规划是指在有障碍物的工作环境中,为机器人寻找一条从给定起点到终点的适当运动路径,使机器人在运动过程中能安全、无碰地绕过所有障碍物[3]。移动机器人的路径规划方法可分为基于地图/路线图的全局路径规划和基于传感器的局部路径规划[4,5]。

复杂适应系统CAS理论强调Agent的主动性,能够在与环境的交互中有目的、有方向地改变自己的行为和结构,以适应环境的要求[6]。CAS理论为人们控制复杂系统提供了新的思路[7]。

先前工作[11-14]均是基于AS原型的路径规划方法,路径规划的路线图可以使用栅格[8]、连续域[9]、链接图[10]、连通图[11]等。因此本文基于ACS,使用可见性图对规划空间建模,采用CAS理论自底向上的建模思想,构造多ant-agent的人工蚁群系统,依靠其涌现出的群集智能去完成机器人的全局最优路径规划任务。

2 全局路径规划问题的描述

全局路径规划的问题描述以及问题假设:(1)移动机器人在二维平面中运动,不考虑高度信息,范围限制在一个包围框B中;(2)适当扩大障碍物的边缘[15],使得机器人可以用点来表示,即表示为点机器人 $\mathcal{R}$;(3)障碍物都为静态的,外形都是凸多边形,并且互不相交;(4)为 $\mathcal{R}$ 找出由起点 p_{start} 通往终点 p_{end} 的一条最短无冲突路径。图1表示含有6个障碍物的路径规划空间,障碍物集合表达为 S, $S=\{p_1, p_2, \cdots, p_6\}$。

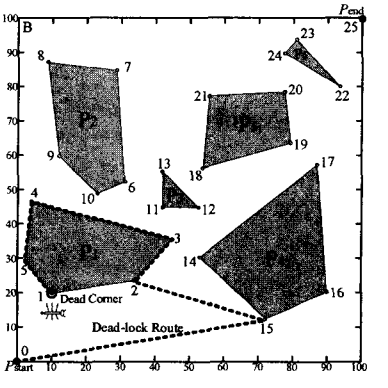

图1 规划空间示意图

到稿日期:2009-07-01 返修日期:2009-09-13

周 菁 博士生,主要研究方向为计算智能、网络与信息安全,E-mail:zhoujingnwpu@gmail.com;戴冠中 教授,博士生导师,主要研究方向为自动控制、信息安全;蔡晓妍 博士生,主要研究方向为智能信息处理、网络与信息安全。

3 定义环境

3.1 规划空间的可见性图建模

引理 1 穿行于一组互不相交的多边形障碍物 $S=\{p_1, p_2, \cdots, p_t\}$ 之间，从起点通往终点的任何一条最短路径，都是一条多边形路径，该路径中所有的内部顶点都是 S 的顶点[19]。

引理 1 说明了以可见性图作为路径规划的路线图时包含最短路径的必然性。本文在以可见性图作为路线图的同时也将其作为蚁群计算的构建图[17]，因此相较于文献[9-12,15]的构建图，大大减少了人工蚂蚁的初始搜索空间。为了进一步简化问题，将 p_{start}，p_{end} 也作为顶点加入到 S 中，以集合 $S^* \overset{def}{=} S \cup \{p_{start}, p_{end}\}$ 的可见性图 $\zeta_{vis}(S^*)=\{V,E\}$ 作为蚁群计算的构建图。图 2 表示路径规划的可见性图 $\zeta_{vis}(S^*)$，其构造方法参见文献[19]，图中的阴影部分表示障碍物，点 p_{start} 为起点，点 p_{end} 为终点。

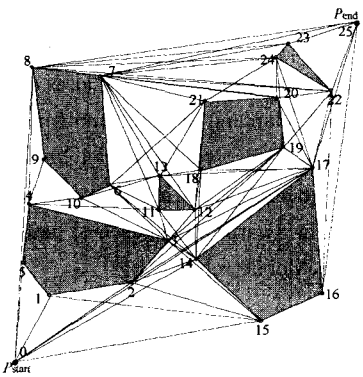

图 2 可见性图 $\zeta_{vis}(S^*)$

3.2 信息素和启发式信息

对于图 $\zeta_{vis}(S^*)=\{V,E\}$ 中的每一条边 l_{ij}，都给它关联一个信息素(pheromone trail)变量 τ_{ij} 和一个启发式信息变量 η_{il}。τ_{ij} 表示蚂蚁主体在访问过节点 i 后直接访问节点 j 的期望度；η_{il} 表示为与节点 i 和 j 之间的距离成反比的值 $1/d_{il}$。信息素旨在逐渐收缩搜索空间的规模，使得搜索范围集中在少数有潜力的边上。在蚁群搜索的初始阶段，信息素的初始值 τ_0 被设置为 $1/nC_{nn}$，其中 C_{nn} 是由最近邻(nearest- neighbor)方法[17]构建的一条完整路径的长度，其中 n 代表图 $\zeta_{vis}(S^*)$ 的顶点数。

4 蚂蚁主体 Ant-Agent

蚂蚁主体 ant-agent 的工作目标是利用“先前经验”选择下一步，逐步构建完全路径，并以期达到最小长度。ant-agent 的内部属性描述如下：

(1) ant-agent 受到的约束。在 ant-agent 构建路径时，为了避免在行走时形成“环路”，需对其施加约束：从 p_{start} 到 p_{end} 的行走过程中，构建图 $\zeta_{vis}(S^*)$ 上的每个节点至多只能被它访问一次。

(2) ant-agent 有一个记忆体 M^k。其结构主要包括一维数组 tour[n] 和一维数组 visited[n]，n 为 ant-agent 的访问容量。前者用于保存 ant-agent 构建的搜索路径；后者用于记录它已访问过的点。当 ant-agent 已访问过点 i，就设置 visited[i]=1，否则为 0。若位于节点 i 的 ant-agent 要选择下一个要访问的节点时，它会首先试探节点 j，若 visited[j]=1，表示点 j 已经被自己访问了，考虑其它节点。每当 ant-agent 选择下一步时，首先要查看自己的 visited 数组。

(3) ant-agent 具有态度变量。态度变量默认为积极；当 ant-agent 处于锁死状态(dead-lock situation)时，态度变量立即变为消极。ant-agent 在积极态度下构建的完全路径为 T^k_{glad}；在消极态度下构建的完全路径为 T^k_{sad}。锁死状态是指 ant-agent 为当前所在点选择下一步时，当前点的所有邻节点都已被它访问过，但当前点还不是终点。锁死导致 ant-agent 停止移动、被困于死角，此时它构建的解称为锁死路线，如图 1 所示的蓝色路线，图中的点 1 即为死角。

5 Ant-Agent 的各种行为规则

5.1 全局搜索状态转移规则

m 个 ant-agent 组成的一个聚集(aggregation)称为 $\omega(m)$。$\omega(m)$中的所有主体均以积极的态度、全局搜索的方式独立地构建路径，这里简称之为全局蚁。积极是指全局蚁必须尽量直达终点，这体现在式(1)的第一个分支上，否则它会迷失在障碍物中，难以到达终点。全局蚁 k 位于节点 i，根据“全局搜索状态转移规则”选择节点 j 作为自己的下一步。该规则由式(1)给出：

$$j=\begin{cases} p_{end}, & \text{if } p_{end}\in N_i^k; \\ \underset{l\in N_i^k}{\operatorname{argmax}}\{\tau_{il}^{\alpha}\eta_{il}^{\beta}\}, & \text{else if } q\leqslant q_0; \\ J & \text{else;} \end{cases} \tag{1}$$

式中，N_i^k 表示全局蚁 k 在节点 i 时所有邻节点的集合。参数 $q\sim U(0,1)$，参数 q_0 $(0\leqslant q_0\leqslant 1)$[2,17]决定了全局蚁随机搜索的深度。$q_0$ 越大全局蚁越倾向于随机搜索，代表着增大随机因素的作用；反之，全局蚁越倾向于利用先前经验。参数 α,β 的值分别决定了信息素和启发式信息的相对影响力，标记 $J=\dfrac{[\tau_{il}]^{\alpha}[\eta_{il}]^{\beta}}{\sum_{l\in N_i^k}[\tau_{il}]^{\alpha}[\eta_{il}]^{\beta}}$。

5.2 局部搜索状态转移规则

全局蚁 k 在以式(1)构建解时，若未发生锁死，它可以一直保持积极态度构建完整路径 T^k_{active}；但由于锁死现象基本无法避免，当情况发生时[16]采取回退策略：ant-agent 取消本次行走返回起点。在实验中发现，由于该策略浪费了全局蚁先前对路线的探索成果，容易造成在固定的迭代次数内由于全局蚁的探索量不足而求出质量较差的解，因此当发生锁死全局蚁 k 的态度变为消极时，由 u 个 ant-agent 组成另一个聚集 $\omega'(u)$。$\omega'(u)$中的主体以“局部搜索状态转移规则”构建从转折点 t 到 p_{end} 的部分路径，这里简称之为局部蚁。转折点 t 是按“与 p_{end} 距离最近规则”求得。全局蚁 k 保留了其锁死路线上从 p_{start} 到 t 的部分，记为 T^k_{st}，大小记为 C^k_{st}。$\omega'(u)$中的局部蚁 s 位于节点 v，根据式(2)选择节点 w 作为下一个要访问的节点，$w\notin T^k_{st}$：

$$w=\begin{cases} p_{end}, & \text{if } p_{end}\in N_v^S; \\ \dfrac{[\tau_{vl}]^{\alpha}[\eta_{vl}]^{\beta}}{\sum_{l\in N_v^S}[\tau_{vl}]^{\alpha}[\eta_{vl}]^{\beta}} & \text{else;} \end{cases} \tag{2}$$

在 $\omega'(u)$中到达了 p_{end} 的局部蚁中，按“构建路径长度最小规则”选出最优局部蚁 ant^{best}_{loc}，其构建的解记为 J^k_{best}，大小记

为 L^k_{best}。特别地，若 $\omega'(u)$ 中的局部蚁均未到达 p_{end}，全局蚁 k 采取回退策略。

5.3 消极路径规则

全局蚁 k 处在消极状态时，使用消极路径规则决定其构建的完整路径 T^k_{sad}，其由 T^k_g 和 J^k_{best} 组成，解大小记为 C^k，该规则如式(3)所示。

$$\begin{cases} T^k_{sad} = T^k_g + J^k_{best} \\ C^k = C^k_g + L^k_{best} \end{cases} \tag{3}$$

$\omega(m)$ 中的全局蚁在锁死条件的刺激下自动调整自身的态度变量，与 $\omega'(u)$ 中的主体进行协同、合作，在完成任务的同时争取最大的利益。

5.4 信息素蒸发规则

$\omega(m)$ 中的每只全局蚁在构建一次完整路径（T^k_{active} 或 T^k_{sad}）后，都使用信息素蒸发规则来减少它们所经过的每条边 l_{ij} 上的信息素，使本次迭代的其它蚂蚁选中该边的概率减少。这是一种对系统的负反馈作用，既避免蚁群搜索陷入停滞状态，也对不好的解进行了漂洗。该规则由式(4)给出。

$$\tau_{ij} \leftarrow (1-\xi)\tau_{ij} + \xi\tau_0 \tag{4}$$

式中，ξ 和 τ_0 是两个参数，ξ 满足 $0<\xi<1$，τ_0 是信息素量初始值。

5.5 信息素释放规则

当 $\omega(m)$ 中的所有全局蚁均完成第 i 次的迭代后，按“构建解长度最小规则”，从中评选出本次的迭代最优蚁[17]，并作为 $\omega(m)$ 的上一层主体。第 i 次的至今最优蚁[17]是由第 i 次的迭代最优蚁和第 $i-1$ 次的至今最优蚁竞争决定：如果第 i 次的迭代最优蚁优于第 $i-1$ 次的至今最优蚁，就以第 i 次迭代最优蚁作为本次的至今最优蚁，也是迭代最优蚁的上一层主体。只有至今最优蚁可以在一次迭代完成时释放信息素。通过在越好的解上堆积越多的信息素，可以正反馈至今最优蚁的搜索行为，加强蚁群的寻优能力，最终成为经验，引导系统向着最优解的方向进化。信息素释放规则由式(5)给出。

$$\tau_{ij} \leftarrow (1-\rho)\tau_{ij} + \rho\Delta\tau^{ts}_{ij}, \forall l_{ij} \in T^{ts} \tag{5}$$

式中，ρ 为信息素蒸发速率，$\Delta\tau^{ts}_{ij} = 1/C^{ts}$，$T^{ts}$ 为至今最优蚁的解，C^{ts} 是解的大小。

在进行路径搜索工作时，ant-agent 之间的交互协作是通过间接通信(stimergy)，即读写作为环境一部分的信息素变量而实现的。每个 ant-agent 都通过感知环境来获取其它主体对问题的认识来不断地学习并积累经验，并根据学到的经验去改变环境和自身的行为方式。信息素的蒸发和释放便是 ant-agent 对环境所作的改变，主体与环境之间以及主体之间的相互影响和作用(如图 3 所示)，是整个系统演化的主要动力。

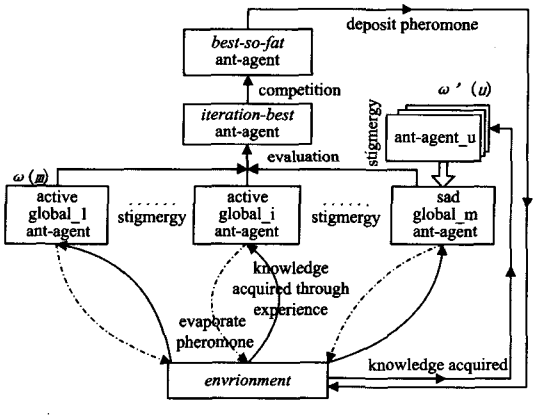

图 3 主体与环境之间作用的示意图

6 仿真实验

系统为机器人规划出的全局最优路径为：0→2→3→19→22→25，长度为 141，也是实际最短路径。

6.1 实验参数

(1) $\mathcal{R}$ 的移动空间是 100×100 的正方形区域，起始点 p_{start} 的坐标(0,0)、终点 p_{end} 的坐标(100,100)，如图 1 所示场景。顶点标记 0,1,2,3,…,25 分别代表扩展后的障碍物的顶点。顶点 0…25 的 (x,y) 坐标分别为(0,0),(10,20),(33,25),(45,35),(5,46),(3,30),(32,52),(30,83),(9,88),(13,60),(24,49),(42,44),(52,44),(42,55),(52,30),(71,13),(89,20),(86,56),(54,56),(79,64),(77,78),(55,76),(90,80),(81,93),(77,91),(100,100)。

(2) 系统仿真参数设置如表 1 所列。

表 1 系统仿真参数设置

	α	β	ξ	ρ	q_0	m	u
参数值	0.15	2.0	0.15	0.25	0.6	6	3

6.2 实验一：Ant-Agent 的行为

图 4 表示 $\omega(m)$ 中的全局蚁所构建的解的长度算术平均值在迭代 10000 次中的变化情况。

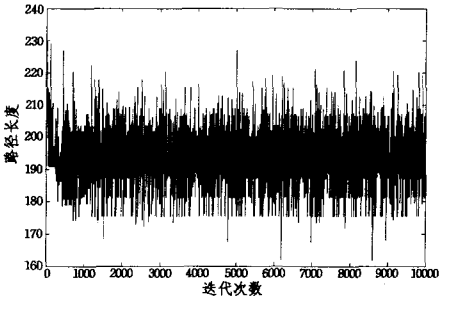

图 4 $\omega(m)$ 的平均路径长度

从图 4 中可以看出，平均路径长度在开始的迭代中呈阶梯状的下降趋势。这是 $\omega(m)$ 中的主体在交互中呈现出的群体的全局性结构。长度平均值大约在迭代 1000 之后保持平稳，这是由于 $\omega(m)$ 中的主体受到信息素吸引，集中在信息素浓度较高的区域附近搜索。

6.3 实验二：迭代最优 Ant-Agent

迭代最优蚁代表着 $\omega(m)$ 中向最好方向的发展变化的主体，是 $\omega(m)$ 分化的结果。图 5，图 6 分别为在参数 $q_0=0.6$，0.8 时，迭代最优解在 1000 次迭代中的变化情况。

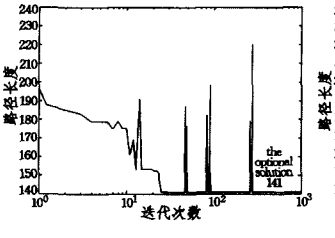

图 5 $q_0=0.6$ 时迭代最优解的变化情况

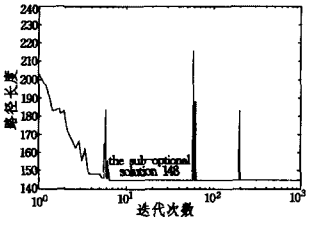

图 6 $q_0=0.8$ 时迭代最优解的变化情况

由图 5 和图 6 可知，迭代最优解随着迭代次数的增加呈总体下降趋式，到达最低后，平稳中带有少许抖动。下降的曲线说明正反馈使得信息素在较优解上得到了加强，蚁群通过分享经验，使得迭代求解向着最优解的方向进化；曲线的抖动

说明了负反馈使得系统接受解在一定程度上的退化；平直线说明在相应次数的迭代中没有更好的迭代最优解出现。

对比图5和图6可知，参数 q_0 越大，解的收敛曲线下降越陡，解的收敛速度越快，但所得最优解的质量下降。这是由于 q_0 是控制全局蚁概率搜索深度的参数，q_0 越大全局蚁对先前搜索经验的利用越多，越倾向于在同一区域附近搜索，造成解的质量下降。

6.4 实验三：至今最优 Ant-Agent

至今最优蚁是迭代最优的高一层主体，借助它可以分析整个系统的涌现及演化过程。图7－图10表示在参数 $q_0=0.6$，$\rho=0.1, 0.2, 0.25, 0.3$ 时，至今最优解在200次迭代中的变化情况。图中曲线的严格递减说明整个系统有序地向着求出最优解的方向进化。单个主体能力有限，当它们协同工作时却涌现出了宏观有序的全局寻优智能行为，即群集智能。

对比图7－图10可知，当 $\rho=0.25$ 时系统的演化最佳。在 $\rho=0.1, 0.2$ 时，由于每次相变(phase transition)前后都有较长的稳定期(stability)，因此系统要花较长时间才能到达最优状态。在 $\rho=0.3$ 时，在迭代前期，各稳定期较短，系统演化较快；但在从次优解148到最优解141的相变前后，出现了较长的稳定期，致使整个系统演化变缓。

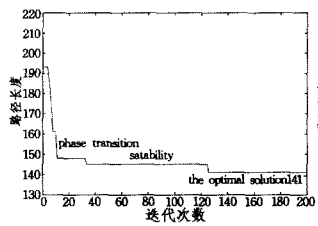

图7 $\rho=0.1$ 时至今最优解的变化情况

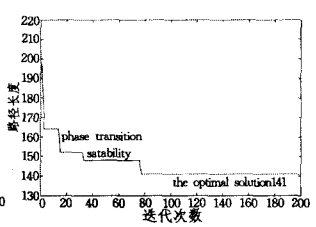

图8 $\rho=0.2$ 时至今最优解的变化情况

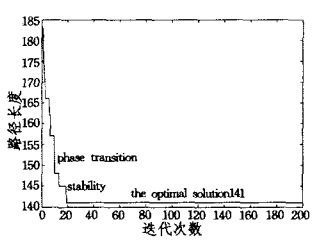

图9 $\rho=0.25$ 时至今最优解的变化情况

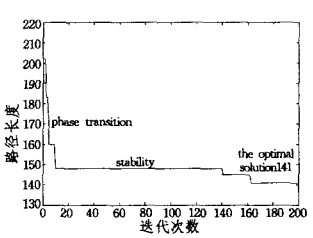

图10 $\rho=0.3$ 时至今最优解的变化情况

结束语 仿真试验表明，本文研究的基于ACS的路径规划方法其速度快，具备了积极、实时的重要特性，十分适合移动机器人的路径规划。在CAS理论指导下，人工蚁群及其所处环境是一个没有全局控制的、基于个体的、不断发展和演化的系统；“整体大于部分之和”的增值是系统演化的主要动因。生成全局次优解和进一步加快系统演化速度是本文今后需要改进的地方。

参 考 文 献

[1] Dorigo M, Maniezzo V, Colorni A. The Ant System: optimization by a colony of cooperating agents[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 1996, 26(1): 1-13

[2] Dorigo M, Gambardella L M. Ant colony system: A cooperative learning approach to the traveling salesman problem[J]. IEEE Transactions on Evolutional Computation, 1997, 1(1): 53-66

[3] 席裕庚，张纯刚. 一类动态不确定环境下机器人的滚动路径规划[J]. 自动化学报，2002，28(2)：161- 175

[4] 蔡自兴，贺汉根，陈虹. 未知环境中移动机器人导航控制研究的若干问题[J]. 控制与决策，2002，17 (4)：385-390，464

[5] 张捍东，郑睿，岑豫皖. 移动机器人路径规划技术的现状与展望[J]. 系统仿真学报，2005，17(2)：439- 443

[6] 廖守亿，戴金海. 复杂适应系统及基于 Agent 的建模与仿真方法[J]. 系统仿真学报，2004，16(1)：114-116

[7] 王正中. 基于演化的复杂系统建模与仿真研究[J]. 系统仿真学报，2003，15(7)：907

[8] 朱庆保，张玉兰. 基于栅格法的机器人路径规划蚁群算法[J]. 机器人，2005，27(2)：132-136

[9] 樊晓平，罗熊. 复杂环境下基于蚁群优化算法的机器人路径规划[J]. 控制与决策，2004，19(2)：166- 169

[10] 董玉成，陈义华. 基于蚂蚁算法的移动机器人路径规划[J]. 重庆大学学报，2003，26(3)：49-51

[11] 叶小勇，雷勇，侯海军. 蚁群算法在全局最优路径寻优中的应用[J]. 系统仿真学报，2007，19(24)：5643-5647

[12] Tan G, He H. Global optimal path planning for mobile robot based on improved Dijkstra algorithm and ant system[J]. Journal CSUT (S1672-3104), 2006, 13(1): 80-86

[13] Zhang Chibin, Wang Xingsong. Complete Coverage Path Planning Based on Ant Colony Algorithm[C]// 15th International Conference on Mechatronics and Machine Vision in Practice. Auckland, New-Zealand, Dec. 2008: 357-361

[14] Cen Y, Song C. Path Planning Method for Mobile Robot Based on Ant Colony Optimization Algorithm[C]// 3rd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. 2008: 298-301

[15] Tan Guan-zheng, He Huan. Ant Colony System Algorithm for Real-Time Globally Optimal Path Planning of Mobile Robots [J]. Acta Automatica Sinica, 2007, 33(3): 279-285

[16] 王俊峰. 基于改进蚁群算法的机器人路径规划[D]. 南京：南京师范大学，2005

[17] Dorigo M. 蚁群优化[M]. 张军，译. 北京：清华大学出版社，2007：90，39-41，76

[18] 段海滨. 蚁群算法原理及其应用[M]. 北京：科学出版社，2005：26

[19] de Berg M. 计算几何(第2版)[M]. 邓俊辉，译. 北京：清华大学出版社，2005：340

(上接第122页)

人只需给出源程序代码，就可以自动判断程序是否符合我们预定义的性质，降低了人们使用模型检验技术的难度。进一步研究包括优化本方法，扩充预定义性质，以达到分析更多程序性质的目标。

参 考 文 献

[1] Schmidt D A. Data flow analysis is model checking of abstract interpretations[C]// ACM SIGPLAN-SIGACT Symposium on Principles of Programming Languages (POPL '98). New York, NY, USA: ACM Press, 1998

[2] Schmidt D A, Steffen B. Program analysis as model checking of abstract interpretations[C]// Intl. Symposium on Static Analysis (SAS '98). London, UK: Springer-Verlag, 1998: 351-380

[3] Benedikt M, Fan W, Kuper G M. Structural properties of xpath fragments[C]// ICDT '03: Proceedings of the 9th International Conference on Database Theory. London, UK: Springer-Verlag, 2002: 79-95

[4] Fehnker A, Huuck R, Jayet P, et al. Model Checking Software at Compile Time[C]// First Joint IEEE/IFIP Symposium on Theoretical Aspects of Software Engineering (TASE '07). 2007: 45-56

[5] 叶俊民，张振方，王敬华，等. 基于模型检验技术的源程序分析研究[J]. 微电子学与计算机，2009(8)