

基于 agent 的蚁群觅食行为建模及在 机器人路径规划问题中的应用*

柏继云^{1,2}, 李士勇¹

(1. 哈尔滨工业大学 控制科学与工程系, 哈尔滨 150001; 2. 东北农业大学 理学院, 哈尔滨 150030)

摘要: 为了对蚁群觅食原理进行研究和应用, 引入 agent 的建模仿真方法对蚂蚁觅食行为进行建模和仿真, 通过建立蚂蚁的增加感知信息的路径选择规则、信息素更新的奖惩规则等多个有效的行为规则强化了蚂蚁选路的智能性、快速性, 与现有经典文献对比确定所建模型的有效性。为了验证蚂蚁觅食行为模型的适应性和应用价值, 还将改进模型用于移动机器人局部路径规划。通过仿真可知, 蚂蚁觅食行为模型在复杂多变的环境下能够快速确定最优路径。

关键词: 觅食行为模型; 复杂适应系统; agent; 行为规则; 机器人路径规划

中图分类号: TP18

文献标志码: A

文章编号: 1001-3695(2014)01-0047-04

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.01.010

Modeling of ant colony foraging behavior based on agent and application of model in robotic path planning

BAI Ji-yun^{1,2}, LI Shi-yong¹

(1. Dept. of Control Science & Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 2. College of Science, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China)

Abstract: In order to research and application of ant foraging theory, this paper introduced the modeling method based on agent to construct the ant colony foraging behavior model. Through constructing many effective ant behavior rules such as the path selection rules which was added the function of perceiving information, the reward and punishment rules which could regenerate the pheromone, strengthened the speed and the intelligence of ant routing. And comparing with the existing classic literature, it determined the effectiveness of the model. In order to verify the adaptability of ants foraging behavior model, the model was used to the local path planning of mobile robot. The simulation results show the ants foraging behavior model can quickly determine the optimal path in the complex environment.

Key words: foraging behavior model; complex adaptive system; agent; rules of conduct; robotic path planning

0 引言

蚁群优化理论的原理是蚁群能够在食物源与巢穴之间通过间接的交流和协作寻找最短的路径。为了再现简单个体行为产生复杂整体行为的过程, 同时深刻理解蚁群优化理论的原理, 对蚁群觅食行为过程进行模拟仿真成为研究蚁群优化理论的重要一步。对蚁群觅食模型进行仿真研究最早是由 Wilensky^[1] 基于 NetLogo 仿真软件设计的, 用于模拟自然界真实的蚂蚁觅食行为; 国内也有学者基于 Bonabeau^[2] 提出的蚂蚁觅食模型, 设计并实现了蚁群觅食多主体仿真系统, 并通过该系统验证了蚁群算法的有效性和可适应性^[3]。本文在此基础上对蚁群寻找食物源进行系统的建模和仿真, 利用自底向上的 agent 的建模方法, 通过设置主体的更有效的行为规则, 动态地展示了蚂蚁觅食的全过程, 在与多个有代表性的觅食仿真对比实验中确定了模型的有效性。

移动机器人路径规划是机器人学的重要分支, 是研究机器人控制系统的基础问题, 长久以来广受关注^[4-6]。但传统的

路径规划方法都存在各自的缺陷, 寻求更佳的算法就成为该领域的一个研究热点。本文根据蚁群觅食模型和机器人寻找路径的相似性, 首次将蚁群觅食模型用于求解未知环境下的局部机器人路径规划, 通过在栅格环境中设置蚁群觅食的多个有效的行为规则, 获得了复杂环境下的最优路径。

1 基于 agent 的蚁群觅食行为模型建立及仿真

1.1 蚁群觅食行为与复杂适应系统理论

复杂适应系统 (complex adaptive system, CAS)^[7] 理论的核心思想是适应性造就复杂性, 这一理论强调主体是具有主动性、适应性的“活”的实体; 强调主体之间以及主体与环境之间相互作用是系统演变和进化的主要动力; 实现了宏观和微观有机联系; 并在实施过程中强调随机因素的作用。蚂蚁相互协作, 完成觅食任务, 这种相互协作构成的群集行为特征以信息素交流作为系统标志, 在觅食过程中, 主体蚂蚁具有智能性、适应性、主动性, 并与周围环境以及其他蚂蚁之间相互影响、相互

收稿日期: 2013-05-01; **修回日期:** 2013-06-17 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目 (60773065)

作者简介: 柏继云 (1979-), 女, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向为智能控制 (baijiyun79@163.com); 李士勇 (1943-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为智能控制、智能优化算法。

作用;微观上,蚂蚁仅对自己周围的环境进行反应,并通过这种看似盲目和随机的运动和变化实现了宏观上的整个蚁群的行为连贯、流畅与一致,完成简单行为所不能获得的结果,实现了宏观与微观的有机联系,蚂蚁的路径选择以信息素做标志,但并不一定朝向信息素最大的方向移动,因此具有随机性。从上述分析可以看出,CAS 概念的内涵与蚂蚁觅食行为的特点是一致的^[8]。因此,可以利用 CAS 理论的研究方法对蚂蚁觅食行为进行研究。由于主体之间的相互作用和内部规则的变化是导致 CAS 整体呈现复杂的原因,因此,CAS 理论提供了一种自底向上建模的研究方法,并通过仿真来演化真实世界的复杂现象,将其称为基于 agent 的建模仿真方法^[7]。基于 agent 的建模仿真方法,将 agent 作为模型的基本组成元素,通过设置 agent 的行为规则进行演化获得系统的特性,是目前 CAS 理论的主要研究方法。因此本节建立基于 agent 的蚂蚁觅食行为模型。

1.2 模型环境及环境参数描述

首先将蚂蚁所在空间抽象为一个虚拟的世界,则环境中需要有巢穴、食物源、别的蚂蚁以及障碍物等^[9]。为了蚂蚁之间的信息交互,环境中还需提供信息素信息。本模型的信息素有两种:一种是食物信息素,一种是巢穴信息素。每只蚂蚁仅能根据需要感知它活动范围内的一种信息素,并根据自身的状态释放信息素;同时,环境以一定的速率让信息素消失。

一般情况下,蚂蚁的觅食环境可以用一个平面直角坐标系下的某个区域进行定义。对二维的觅食空间 V_2 ,有

$$V_2 = \{p(x,y) \mid x \in (0,width), y \in (0,height), x,y \in N\}$$

其中:width × height 为坐标的定义域,因为计算机仅能处理离散的信息,所以环境世界也是一个离散的世界,也就是 width 行 height 列构成的网格,每个网格可用点 $p(x,y)$ 来描述,如图 1 所示。

蚂蚁的觅食环境还需明确空间内巢穴、食物、障碍物等环境信息。定义环境参数 $grid(x,y)$ 描述空间内每点处的环境信息,其具体参数取值含义如表 1 所示。

表 1 grid 参数取值含义

变量	取值	状态
$grid(x,y)$	1	障碍
$grid(x,y)$	2	巢穴
$grid(x,y)$	3	食物
$grid(x,y)$	0	空无一物

蚂蚁需要根据环境中信息素的种类和浓度进行决策,因此环境中还需定义信息素参量:

$$pheromone(x,y) = (kind, capability)$$

其中:pheromone(x,y) 为点 $p(x,y)$ 处信息素对象,它会产生两个量值;kind 表示信息素的种类,kind = 0, 1, kind = 0 表示由刚从巢穴中出来的蚂蚁释放的巢穴的信息素,kind = 1 为食物的信息素,即蚂蚁发现食物后释放的信息素;capability 表示 $p(x,y)$ 处信息素的含量,capability 会随着多个蚂蚁的释放而增加,为了限制信息素量的过分增加导致蚂蚁陷于局部最优,capability 会随着时间而挥发消散。令 delimiter 表示信息素消散的数值,delimiter 可以是常量也可以是变量,由信息素挥发方式决定。

1.3 模型主体的行为规则

把觅食模型中的单个蚂蚁看做一个自主决策的智能主体,它们是模型基本的、核心的组成元素,每个主体会感知周围的

环境,并根据规则制定决策,采取行动。在蚁群觅食行为模型中,每个主体蚂蚁都需要遵循以下最基本的规则:

a) 觅食移动规则。其是在没有障碍物的情况下,蚂蚁寻找目标点并进行移动的规则。觅食移动规则首先要明确蚂蚁的内部变量 state 的状态。

若 state = 0,表示蚂蚁正在寻找食物,则首先在感知半径 VR 内寻找是否有食物。若有则移动过去,state 转换为 1,并执行播散信息素规则;若没有,则寻找食物信息素,并感知 VR 内信息素浓度 capability 的大小,从而朝向信息素多的位置移动,此时允许其以小概率 mistake 犯错误,并一定向信息素最多的点移动。若 VR 内没有信息素,则蚂蚁会按照即定的主方向 main_direct 运动,并且在运动的方向有一个随机的小扰动。

若 state = 1,则蚂蚁需要寻找巢穴,其规则与寻找食物的规则一致,只是它感知的是巢穴信息素,而非食物信息素。

b) 避障规则。其描述的是在有障碍物的情况下,蚂蚁在寻找目标的过程中,必须能够让开障碍物。当 VR = 1 时,当前点与由觅食移动规则确定的目标点之间没有障碍物;当 VR > 1 时,当前点与由觅食移动规则确定的目标点之间很有可能被障碍物挡住,则它会改变主方向,按照新的主方向获得新的目标点,再次判断当前点与目标点之间是否有障碍物。

c) 播散信息素规则。蚂蚁在食物点或巢穴点处根据自己的 state,装满与状态相反的信息素总量 Pheromone_count,并且在每移动一步后播撒一次信息素,每次播撒的量值为 phe, phe 随着离开巢穴或食物源的时间等比递减,即随着时间的延长,播撒的信息素 phe 越来越少。设定播撒规则为

$$phe = \alpha \times Pheromone_count$$

$$Pheromone_count = Pheromone_count - phe$$

其中: α 为比例系数,通常选择 $\alpha = 5\%$ 。

d) 增加感知信息的路径选择规则。有实验证明,蚂蚁之间的交流并不仅仅是通过信息素的通信方式。蚂蚁具有微弱的视觉,并且可以通过触角接触以及声音信号召集同伴^[10]。根据信息素播撒方式可知,蚂蚁在目标点处需要重新装载一次定量的信息素,当蚂蚁在搜索的路上走了很多弯路,则蚂蚁剩余的信息素量 Pheromone_count 将会比没走弯路的蚂蚁剩余的信息素 Pheromone_count 少,即 Pheromone_count 越多,说明该蚂蚁走过的路径更有参考价值,因此,增加蚂蚁的感知能力,使蚂蚁看到 VR 内不同类蚂蚁所携带信息素 Pheromone_count 的量,蚂蚁将根据概率在拥有最多信息素的蚂蚁所在点及最大信息素痕迹点进行抉择,以选定蚂蚁的移动点。

e) 信息素更新的奖惩规则。由于障碍物的影响,蚂蚁的移动具有了更大的随机性,当运动到目标点后,可能会远离最优路径,那么它播撒的信息素就会误导其他蚂蚁也远离最优路径,从而影响目标点的找寻。为了防止这种误导,本文设计了信息素更新的奖惩规则,以改变蚂蚁本身携带的信息素 Pheromone_count 的大小为手段,当蚂蚁找到目标点后,计算最后的总距离 Count_distance,并与最小距离 Min_distance 比较。若 Count_distance > Min_distance,说明该蚂蚁搜索的路径较差,则对该蚂蚁进行惩罚,缩小这只蚂蚁在此路径上播撒的信息素,令 HistoryPoint[] (该蚂蚁走过的历史点数组) 中每点信息素减半;若 Count_distance ≤ Min_distance,说明蚂蚁找到的解优于此时的迭代最优解,更加接近最优解,则该蚂蚁走过的路径具有一定的参考价值,因此对该蚂蚁进行奖励,增强这只蚂蚁在此

路径上播撒的信息素,令 HistoryPoint [] 中每点信息素都加上一个定值。

根据这几条行为规则,蚂蚁主体之间不直接进行交互,而是通过在环境中播撒信息素这个纽带,把各个蚂蚁关联起来,实现了信息的交互,从而最终寻找到食物到巢穴的最短距离。

1.4 模型仿真具体步骤设计

基于 agent 的蚁群觅食行为模型是运用自底向上、基于主体交互角度研究真实蚂蚁觅食过程的方法,通过在微观层面面对不断交互的主体行为和决策建模,在宏观层面涌现出智能行为的过程。每只蚂蚁在每个仿真步内只需执行如下步骤:

- a) 初始化各变量;
- b) 根据 VR 确定感知范围,在感知范围内判断是否找到目标点,找到转入 i), 否则转入 c);
- c) 随机选取一个随机数 $0 \leq q \leq 1$, 若 $q \geq q_0$, 则转入 d) 进行对向蚂蚁搜索, 否则转入 e) 进行信息素搜索;
- d) 在感知范围内寻找与其不同性质的蚂蚁, 若有, 则找到带有最大信息素量的蚂蚁所在点, 转入 g), 否则转入 f);
- e) 判断感知范围内是否存在信息素, 若有, 则找到最大信息素, 转入 g), 否则转入 f);
- f) 在感知范围内确定主方向;
- g) 根据携带最大信息素的蚂蚁或最大信息素以及主方向确定要移动的点;
- h) 确定在当前点与要移动到的点之间是否有障碍物, 若有, 则躲避该点, 转入 f) 确定新的主方向, 否则转入 i);
- i) 进行移动, 记录走过的距离, 并播撒信息素及挥发信息素;
- j) 对找到目标点的蚂蚁进行奖惩机制, 修改其路径上的信息素。

本文利用 Java 语言编程进行模型仿真。仿真程序分为界面和算法执行两部分, 主要有界面类、画布类、自定义地图类、环境类、地图类、信息素类、蚂蚁类和设置对话框类等几个类组成。程序运行流程如下:

- a) 界面类实例初始化, 生成与其有直接联系的类的实例, 以及一个地图类的实例 (作为初始地图);
- b) 环境类实例初始化, 建立蚂蚁数组和信息素阵列, 分别将其控制类的静态属性以及类的实例初始化, 设置各种参数, 初始化统计性息;
- c) 建立后台监视线程, 防止蚂蚁进入死锁状态;
- d) 等待开始执行信号;
- e) 获得信号后创建线程并启动;
- f) 进入蚂蚁行为循环, 直到检测到停止信号;
- g) 线程停止后重置蚂蚁数组与统计信息;
- h) 重复步骤 d);
- i) 任意步骤时用户关闭界面, 则程序结束。

2 蚁群觅食行为模型仿真

2.1 环境中无障碍物的仿真

在仿真的 300×300 的二维平面内, 放置食物点和巢穴点 (坐标分别为 $[20, 20]$, $[250, 230]$, 即分别位于仿真平面的左上角和右下角的黑点处), 蚂蚁从巢穴出发后, 用红色点标志蚂蚁位置, 蓝色点标志蚂蚁释放的食物信息素 (见电子版)。

仿真环境中无障碍物, 仿真过程截图如图 2~4 所示。

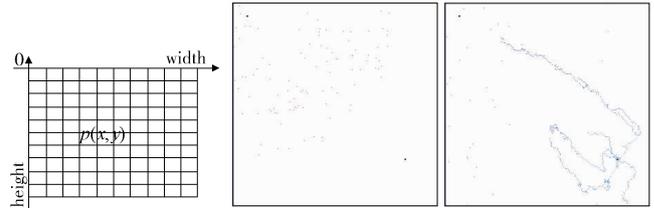


图 1 蚂蚁所处的虚拟世界

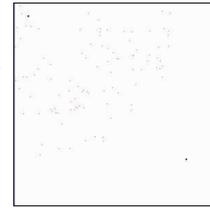


图 2 运行 5 s 蚂蚁位置分布图

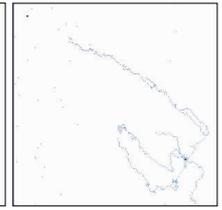


图 3 运行 20 s 蚂蚁位置分布图

在图 2 中, 蚂蚁刚从巢穴出发, 随机地在环境中游走; 经过一段时间后, 有几只蚂蚁找到了食物源, 蚂蚁到达食物源后, 立即呈现寻找巢穴状态, 并在环境中播撒食物信息素。图 3 是首批成功寻找到食物源的蚂蚁留下的食物源信息素痕迹, 可见此痕迹可以用来标志蚂蚁当前寻找到的最短路径; 经过若干蚂蚁的正反馈加强, 在 120 s 时, 蚂蚁大部分都找到了巢穴和食物源之间的最短路径, 这条路线上信息素浓度也最大, 从图 4 中可以看到蚂蚁最终形成的最短路线。

2.2 环境中障碍物的仿真

在平面内随机设置两个障碍物, 用蓝色块标志 (见电子版), 可以发现, 在同样的仿真时间内, 游离的蚂蚁数有所增加, 较大部分也获得了两点之间的近似最短路径 (图 5), 这说明蚂蚁在克服障碍物的阻碍需要消耗一定的时间。修改障碍物的形状, 可以看到蚂蚁的智能 (图 6)。

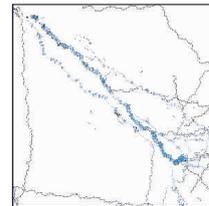


图 4 无障碍物蚂蚁信息素分布图

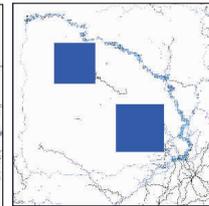


图 5 有障碍物蚂蚁信息素分布图

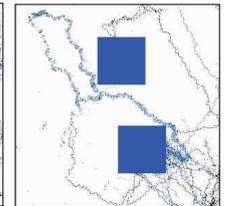


图 6 改变障碍物蚂蚁信息素分布图

2.3 与其他文献对比

本节还将蚂蚁觅食模型与 Wilensky 模型以及关于觅食演化的最新研究文献 [10] 进行对比, 利用文献 [10] 给出的结果进行对比, 参数按照 Wilensky 模型进行选择, 即环境规模取 71×71 , 蚂蚁数量取 120, 分别在 (没有障碍物及有一个短障碍物和有一个长障碍物) 三种情况下进行仿真对比, 实验的目标是检验模型是否可以顺利找到食物与巢穴之间的最短路径以及所花费的时间。仿真结果见表 2, 其中 Ticks 表示计时单位, 标记模型找到最短路径花费的时间。图 7~9 是本文找到的最短路径示意图。

表 2 三种觅食环境下的仿真结果

环境	Model Name	Ticks of Exp1	Ticks of Exp2	Ticks of Exp3	Average ticks
无障碍物	Wilensky	202	197	852	417
	DACF2	212	218	234	221
	参数自适应	180	219	206	202
短障碍物	Wilensky	2 253	3 903	N	—
	DACF2	226	737	362	441
	参数自适应	201	245	233	253
长障碍物	Wilensky	N	N	N	—
	DACF2	984	1 064	1 744	1 264
	参数自适应	345	298	255	299

注: 表中一、二行数据来自文献 [10]。

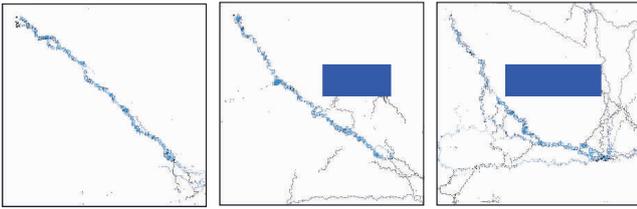


图7 无障碍物最优解 图8 有短障碍物最优解 图9 有长障碍物最优解

从表 2 及图 7~9 中可以看到本文觅食模型的有效性和快速收敛性。

3 基于觅食行为模型求解局部机器人路径规划

3.1 环境建模

为了利用蚁群觅食模型优化机器人路径规划,首先需要将机器人所处的工作环境与蚂蚁觅食环境进行对应。将机器人工作环境抽象为图 10 的栅格世界,起始点设定为巢穴 S ,目标点设定为食物点 T ,环境中加入障碍物,本文路径规划的优化准则为路径最短,即寻找一条从 S 到 T 避开障碍物的最短路径。一个处于环境中任一栅格的机器人可以沿上、右、下、左、右上、右下、左下、左上这八个方向到达相邻的栅格。对比图 1 和 10,可以看到两者的相似性,因此可以利用蚂蚁觅食模型求解机器人路径规划问题。

3.2 仿真研究

仿真采用 Java 编写程序,地图大小 300×300 像素,长度单位为像素,模拟含不规则障碍的工作环境。

1) 复杂环境下求解最优路径的演化过程

图 11~13 是蚂蚁觅食模型在 300×300 尺寸、起始点为 $[20,20]$ 、终点为 $[280,280]$ 、有六个矩形障碍物情况下蚂蚁寻找路径规划最短路的过程。由图 11~13 可知,蚁群觅食模型能寻找到全局最优路径。

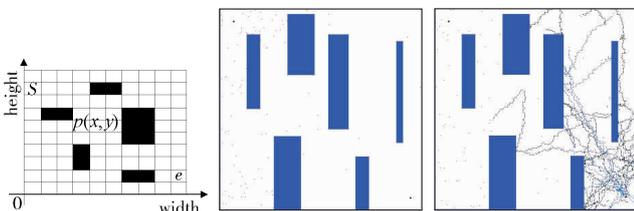


图 10 机器人所处的工作环境 图 11 蚂蚁运行 5 s 后位置分布图 图 12 蚂蚁运行 20 s 后位置分布图

2) 改变起点和目标点的最优路径

为了验证蚂蚁觅食模型的求解能力,改变环境中的起点和终点位置,设置新的起点、终点如表 3 中前两列,运行 180 s。图 14~17 和表 3 给出了寻找到的最短路和最短路径长度以及寻找到最短路径的蚂蚁数量。

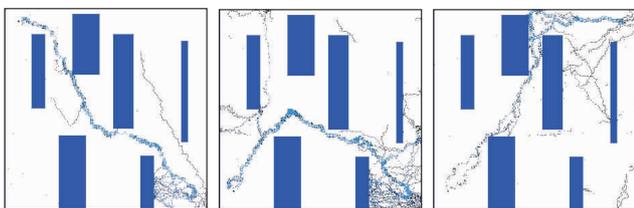


图 13 蚂蚁最终位置分布图 图 14 $[20,270] \rightarrow [280,280]$ 的路径 图 15 $[20,270] \rightarrow [280,20]$ 的路径

表 3 移动机器人的最优路径

始点	目标点	AS 找到最优解	本文最优解	最优解蚂蚁数	平均运行时间/s
$[20,20]$	$[280,280]$	601	498	82	180
$[20,270]$	$[280,280]$	824	503	79	180
$[20,270]$	$[280,20]$	863	552	55	180
$[20,20]$	$[280,20]$	460	322	90	180
$[20,150]$	$[280,150]$	599	412	89	180

从图 14~17 和表 3 可以看出,当环境中的起点和目标点发生改变时,蚂蚁会很快适应新的寻找方向,在此基础上获得新的最短路径。

3) 改变障碍物环境

改变环境中第一个障碍物的位置。改变障碍物后获得的新路径如图 18 所示。从图 18 中可以看到,当环境发生改变时,蚂蚁会很快适应新环境,在此基础上获得新的最短路。

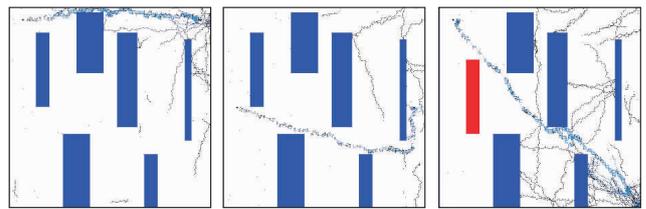


图 16 $[20,20] \rightarrow [280,20]$ 的路径 图 17 $[20,150] \rightarrow [280,150]$ 的路径 图 18 改变障碍物后获得的新路径

4) 与基本蚁群算法对比

将基本蚁群算法(AS)用于求解上述环境下的机器人路径规划,仿真迭代 500 次,设置 AS 算法中蚂蚁个数 $m = 100$,信息启发式因子 $\alpha = 1$,期望启发式因子 $\beta = 7$,信息素挥发系数 $\rho = 0.3$,信息素增加强度 $Q = 1$ 。表 3 第三列给出了 AS 算法搜索到的最短路径。

比较表 3 的第三列和第四列可以看到蚁群觅食模型的有效性。仿真结果表明,改进的算法以较快的收敛速度找到了最优路径,其全局优化能力和搜索速度都得到了显著提高。

4 结束语

本文利用 agent 的建模方法基于主体的多个规则建立了蚁群觅食行为模型,并基于 Java 程序进行了仿真实验,通过与多个有代表性的实验进行对比,确定所建模型具有很强的鲁棒性和灵活性、适应性和快速收敛性。通过设定简单的规则,利用 agent 自底向上建模的方法,可以将蚁群觅食模型应用于移动机器人的路径规划。本文验证了在未知复杂环境下蚁群觅食模型能够快速规划出安全的优化路径,拓宽了蚁群觅食模型的实用性。

参考文献:

[1] WILENSKY U. NetLogo ants model[EB/OL]. (1997-09-12) [2009-04-08]. <http://ccl.northwestern.edu/netlogo/models/Ants>.
 [2] BONABEAU E. Marginally stable swarms are flexible and efficient[J]. Journal De Physique I France, 1996,6(2):309-320.
 [3] 贺建民, 闵锐. 多 agent 系统中蚁群算法的设计与实现[J]. 微电子学与计算机, 2006, 23(10):32-34.
 [4] 罗乾又, 张华, 戴兴哲, 等. 改进人工势场法在机器人路径规划中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2011, 32(4):1411-1415.

文进一步思考,所选择的测试指标哪些是对时间段敏感的。通过分别利用用户和信息指标进行预测,得到的预测识别准确率结果如表 3 所示。

表 3 用户和信息指标分别进行预测的识别准确率结果 /%

指标	模型	
	标准 PA	改进 PA
用户相关	37.6	38.2
信息相关	20.3	34.6

由表 3 可知,改进的 PA 模型对信息相关的指标进行的预测准确率提升要比用户相关指标高很多。因此,可知信息相关指标对时间段相对敏感。这其实可以按照常理来解释,不同的用户在一天之内的任何时间段都可能发布信息,而某类内容的信息可能只出现在某时间段内,如早饭相关信息更多地会出现在早晨。

4.5 不同指标的显著性分析

目前预测用到的指标是表 1 中所有的指标,通过观察改进 PA 模型全局预测部分分配给各个指标的权重如表 4 所示,可以发现这些指标对预测的贡献率不同。

表 4 PA 模型中各指标的权重

指标	权重
粉丝数量	0.43
关注用户数量	0.22
微博数量	0.38
用户类型	0.14
是否 VIP 认证	0.27
性别	0.31
内容类型	0.19
长度	-0.17
标签数量	-0.06
URL 数量	-0.09

由表 4 可知,各指标的权重存在较大差别,因此可以对指标进行精简,进而提高模型的效率。分三个阶段分别去掉权重绝对值小于 0.1、0.2、0.3 的指标,利用改进的 PA 模型进行预测准确率如表 5 所示。

表 5 去掉不同指标后的预测准确率结果

结果	指标			
	全部	去掉 <0.1	去掉 <0.2	去掉 <0.3
准确率/%	47.2	45.5	39.4	24.8

由表 5 可知,去掉权重小于 0.2 的指标后,准确率相比利用全部指标减小了 7.8%,而去掉小于 0.3 的指标后,准确率减少了 22.4%,因此利用去掉小于 0.2 的指标进行预测是比较合理的,这样最终剩余 5 个指标,准确率达到 39.4%。由于用户分享信息的随意性和复杂性,利用改进 PA 模型的最

终准确率也不是很高,但相较于随机不到 3% 预测准确率,已有了较大提高。

5 结束语

在基于节点属性的信息预测中,从信息传播的两个主体用户和信息属性中选择了 11 个指标,利用改进的 PA 算法模型进行用户信息分享预测,通过分析模型赋予指标的权重,比较了不同指标对预测的重要程度。为了提高预测程序的运行效率,最终选择了 5 个指标,预测的准确率达到 39.4%,相较于随机预测不到 3% 的准确率有了较大提高。

参考文献:

- [1] 邢立双. 突发事件中微博信息的传播与管理[J]. 网络传播, 2012, 25(3): 28-31.
- [2] 樊鹏翼,王晖,姜志宏. 微博网络测量研究[J]. 计算机研究与发展, 2012, 49(4): 691-699.
- [3] EFRON M. Information search and retrieval in microblogs[J]. Journal of the American Society for Information Science and Technology, 2011, 62(6): 996-1008.
- [4] 刘鲁, 刘志明. 基于机器学习的中文微博情感分类实证研究[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(1): 1-4.
- [5] WALTHER J B, CARR C T, CHOI S S W. Interaction of interpersonal, peer, and media influence sources online[M]//PAPACHARISSI Z. A Networked Self: Identity, Community, and Culture on Social Network Sites. [S.l.]: Routledge, 2010: 246-267.
- [6] YU Hai-yuan, BRAUN P, YIDMM M A. High-quality binary protein interaction map of the yeast interactome network [J]. Science, 2008, 322(5898): 104-110.
- [7] 叶东海, 蒋国平, 宋玉蓉. 多局域世界复杂网络中的病毒传播研究[J]. 计算机工程, 2010, 36(23): 130-132.
- [8] 吕琳媛. 复杂网络链路预测[J]. 电子科技大学学报, 2010, 39(5): 651-661.
- [9] CRAMMER K, DEKEL O, KESHET J, et al. Online passive-aggressive algorithms [J]. Journal of Machine Learning Research, 2006, 7: 551-585.
- [10] KWAK H, LEE C, PARK H. What is Twitter, a social network or a news media? [C]//Proc of the 19th International Conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2010: 591-600.
- [11] STERN D H, HERBRICH R, GRAEPEL T. Matchbox: large scale online Bayesian recommendations[C]//Proc of the 18th International Conference on World Wide Web. New York: ACM Press, 2009: 111-120.
- [12] SUH B, HONG Li-chan, PIROLI P. Want to be retweeted? Large scale analytics on factors impacting retweet in Twitter network[C]//Proc of the 2nd IEEE International Conference on Social Computing. Washington DC: IEEE Computer Society, 2010: 177-184.

(上接第 50 页)

- [5] 钟秋波, 高超, 方宝富. 一种复杂环境下的仿人机器人路径规划算法[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2011, 39(S2): 192-203.
- [6] 赵娟平, 高宪文, 符秀辉, 等. 移动机器人路径规划的改进蚁群优化算法[J]. 控制理论与应用, 2011, 28(4): 458-461.
- [7] 程国建, 颜宇甲, 强新建, 等. 基于多 agent 的生态复杂适应系统建模和仿真[J]. 西安石油大学学报: 自然科学版, 2011, 26(2): 99-

- 103.
- [8] 宁爱兵, 马良, 熊小华. 基于复杂适应系统的蚂蚁群体智能研究[J]. 微计算机信息, 2008, 24(1): 265-267.
- [9] 李建业, 张江. 数字创世纪——人工生命的新科学[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 118-128.
- [10] 孟志刚. 蚁群觅食仿真和动画的研究[D]. 长沙: 中南大学, 2011.