

基于改进蚁群算法的煤矿挖掘机车载导航系统的研究

周助兵, 钱江

(南京工业大学 电子与信息工程学院, 南京 210009)

摘要:为优化最短路径的求解,实现煤矿挖掘机运行路线的优化,将改进的蚁群算法应用到车载定位系统。使用改进的蚁群算法计算所接收的数据,寻找最短路径,反馈给驾驶员,提供导航服务。提高了最短路径求解的准确度,实现了路径的优化。

关键词:蚁群算法; 车辆导航; 挖掘机; 电子地图; 控制

中图分类号: TP302

文献标识码: A

文章编号: 1008-8725(2010)12-0131-03

Research on Navigation of Mine Digger System Based on Improved Ant Colony Algorithm

ZHOU Zhu-bing, QIAN Jiang

(College of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Technology, Nanjing 210009, China)

Abstract: The improved Ant Colony Algorithm is applied in navigation system on the purpose of optimizing the key to the shortest route and getting the shortest route for vehicles. Use improved ant colony algorithm to calculate according to the data received and search the shortest route for drivers. That is the navigation service, which improves accuracy of the shortest route and optimizes the route.

Key words: ant colony algorithm; vehicle navigation; digger; electronic map; control

0 引言

车辆导航系统是煤矿挖掘机服务控制系统中的重要组成部分。它的研究经历了从静态路径引导到动态路径引导的过程^[1]。静态路径引导根据几何距离、道路质量为路阻计算最短路径进行路径引导,计算结果与真实最短路径存在较大差异;动态路径引导考虑实时交通信息,以动态行程时间作为计算最优路径的依据,进行路径引导。为了解决动态路径选择问题,人们相继提出了k最短路径,以及Dijkstra等算法^[2]。但这些算法有一个共同的缺点:不能满足实时性,且计算时间长,计算量大。在比较前人成果的基础上,文中提出采用改进的蚁群算法确定导航系统中的最短路径,在分析经典蚁群算法不足的基础上改进了其中的启发信息的计算,并进行试验比较,结果证明改进后的蚁群算法要优于经典算法。

1 蚁群算法原理及改进

蚁群算法(ant colony optimization, ACO),又称蚂蚁算法,它是人们对真实的蚁群觅食行为进行研究后,受到启发而产生的一种自然算法,通常用来寻找优化路径。

生物学研究表明蚂蚁在寻食过程中,会在其走过的道路上留下一一种称之为信息素的激素,其他蚂蚁可以嗅到这种信息素,而且可以根据信息素的浓度来指导自己对前进方向的选择。同时,由于该信息素会随着时间的推移逐渐挥发掉,于是路径的长短及该路径上通过的蚂蚁的多少就对残余信息素的强度产生影响,路径越长,信息素挥发越容易,残余信息素越弱,后来的蚂蚁选择长路径的概率越小。另外,这种信息素允许叠加,走过同一条路径的蚂蚁数量越多,这条路径上的信息素浓度越大,也就吸引其他蚂蚁以更大的概率走此路径;反之,走过的蚂蚁越少,信息素浓度越低,吸引蚂蚁的概率越小^[3-4]。

1.1 蚁群算法数学模型

设 $C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ 为挖掘机所经路径的点的集合, $L = \{l_{ij} | c_i, c_j \in C\}$ 是 C 中点两两连接的集合, $d_{ij}(i, j=1, 2, \dots, n)$ 是 l_{ij} 的距离,即:

$$d_{ij} = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2} \quad (1)$$

定义 $G=(C, L)$ 为一个有向图。设定 $b_i(t)$ 表示 t 时刻位于地点 i 的蚂蚁数量, $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻路径 (i, j) 上的信息量, n 表示挖掘机所经过的路径上的点的数量, m 为蚂蚁的总数目, 则 $m = \sum_{i=1}^n b_i(t)$; $\Gamma = \{\tau_{ij}(t) | c_i, c_j \in C\}$ 是 t 时刻集合 C 中元素两两连接 l_{ij} 上残留信息量的集合, 在初始时刻各条路径上的信息量相等, $\tau_{ij}(0) = C$ (C 为一常数)。蚁群算法的求解是通过有向图 $g=(C, L, \Gamma)$ 来实现的^[5]。在搜索过程中,蚂蚁是根据启发信息来计算状态转移概率的,设 η_{ij} 为 ij 的启发信息,该值由所求解的问题给出,在本问题中 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$, 反应了蚂蚁从点 i 转移到点 j 的期望程度。则 t 时刻位于点 i 的蚂蚁选择点 j 的状态转移概率 $p_{ij}^k(t)$ 是启发信息与蚂蚁目前所在源地址到目标地址路径上残留信息素浓度的函数,数学表示为:

$$p_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \in allowed_k} [\tau_{is}(t)]^\alpha \cdot [\eta_{is}(t)]^\beta}, & \text{若 } j \in allowed_k \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (2)$$

式中 $\alpha(\alpha > 0)$ ——信息素的相对重要性;
 $\beta(\beta > 0)$ ——启发信息的相对重要性;
 $allowed_k$ ——蚂蚁 k 下一步允许选择的城市。
 其中,源地址到目标地址的信息素浓度调整为:

$$\tau_{ij}(t+n) = (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (3)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k(t) = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) \quad (4)$$

式中 $\tau_{ij}(t+n)$ ——第 $t+n$ 时刻路段上的信息素;
 $(1-\rho)\tau_{ij}(t)$ —— $t+n$ 时刻路段上的残留信息素;
 $\Delta\tau_{ij}(t)$ —— t 到 $t+n$ 时刻路段上经过蚂蚁时留下的信息素;
 $\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$ —— t 时刻第 k 只蚂蚁经过路段 (i, j) 时留下的信

息素。

根据信息更新的策略不同,有3种求解 $\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t)$ 的方法,分别为:

$$\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁在本次循环中经过 } (i, j) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (5)$$

$$\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 之间经过 } (i, j) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (6)$$

$$\sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k(t) = \begin{cases} Q, & \text{若第 } k \text{ 只蚂蚁 } t \text{ 和 } t+1 \text{ 之间经过 } (i, j) \\ 0, & \text{否则} \end{cases} \quad (7)$$

式中 Q ——信息强度。

式(5)和式(6)、(7)的区别在于:式(5)利用了整体信息,即在蚂蚁完成一个循环后更新所有路径上的信息素;而式(6)、(7)则利用了局部信息,即蚂蚁完成一步后更新路径上的信息素。

1.2 蚁群算法的改进

经典蚁群算法中取 η_{ij} 为 $1/d_{ij}$, 即两点之间距离的倒数,这种取值可能导致出现下列问题:虽然每一步中蚂蚁选择的距离是最短的,但是在最终路径上,蚂蚁选择的路径不是最短的,如图1所示:

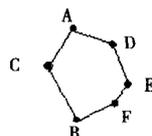


图1 路径比较图

从A点到B点有2条路径:ACB和ADEFB,按照 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ 计算蚂蚁选择D点的期望大于选择C点的期望,但从图上可以看到路径ACB比路径ADEFB更优,计算 $\eta_{ij} = \tau_{ij}(t)/d_{ij}$, 其中 $\tau_{ij}(t)$ 为上面的残留信息量,由式(4)计算得到, t 到 $t+n$ 时刻路段上的信息素 $\Delta\tau_{ij}(t)$ 的更新在蚂蚁完成一次循环后发生; $p_{ij}^k(t)$ 值的计算仍然采用式(2)的方法。由于对比原来的蚁群算法,在 $1/d_{ij}$ 的基础上乘以 $\tau_{ij}(t)$, 因此算法的复杂度和原来算法的复杂度相当。

2 系统设计与算法实现

2.1 系统结构

该系统由计算中心、缓存、GPRS模块和车载终端等组成,其结构如图2所示。

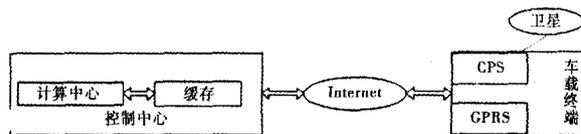


图2 导航系统结构

2.2 算法在远程车载定位系统中的实现过程

蚁群算法在远程车载定位系统中的实现步骤如下:
 Step1: 车载终端从GPS接受卫星数据,经过数据处理模块转到GPRS模块,并发送数据到控制中心,控制中心从GPRS分组传输接收数据,并根据协议计算出经纬度,放入经纬表 $Dk(k=1, 2, 3, \dots, n)$ 。
 Step2: 初始化参数,并使用禁忌表 $Th(k=1, 2, 3, \dots, n)$ 记录蚂蚁所走过的点,初始化路径上的信息素浓度 $\tau_{ij}(t) = 0$ 计算 $p_{ij}^k(t)$,并将点 j 放入 Th ,若表 Dk 中元素没有遍历完,即 $k < m$, 则 $k+1$, 否则,用式(3)更新路径上的信息量,如此不断的循环,直到满足条件,输出结果。蚁群算法实现的程序结构流程图如图3所示。
 Step3: 将计算的结果发送到车载终端,并显示路径。

3 实验仿真

本文以德重工的挖掘机远程车载控制在南京某台挖掘机某天的作业轨迹为仿真对象,开发工具采用VC6.0, GIS二次开发组件采用Mapx, 地图数据采用中国行政地图,数据接收来自德重工的车载终端。为了防止有一些较优的路径上的信息素在循环过程中因信息素挥发率较高而被削弱,提高较优路径被选中的概率,实例中各参数的设置采用如下方法:前200次循环中设置 $Q=100$,

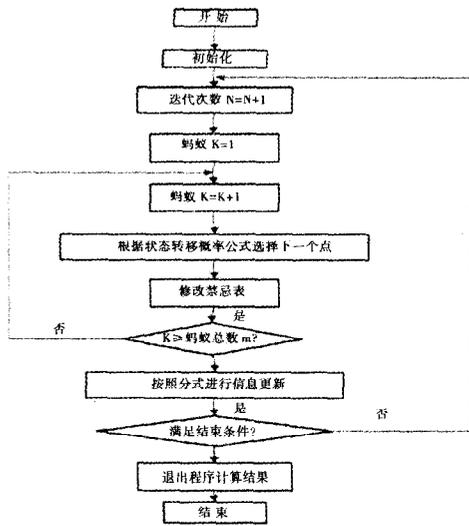


图3 蚁群算法实现流程图

iantcount=40 (iantcount 表示蚂蚁数目), $\alpha=0.5$, $\beta=2$, $\rho=0.8$; 后 300 次循环中设置 $Q=100$, $\text{iantcount}=40$, $\alpha=1$, $\beta=5$, $\rho=0.5$ 。用文中设计的算法程序计算最短路径, 得出的结果如图 4 中所示。图中, 起点为南京江宁(设为 A 点), 终点是南京栖霞镇(设为 B 点), 两点之间的一条线路为采用改进的蚁群算法计算得到的结果, 经过该线路的点分别为 A、C、D、E、F、B; 另一线路为采用原蚁群算法计算得到的结果, 经过这一线路的点分别为 A、C、G、H、I、F、B。从图中可以看出, 从起点江宁开始, 经典蚁群算法和改进的算法都选择了南京柴油机厂(C 点)为蚂蚁下一个要经过的点, 而在 C 点根据启发信息计算的不同,

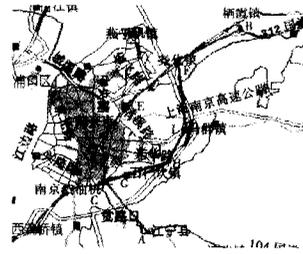


图4 仿真结果显示

蚂蚁分别选择了 D 点和 G 点。从图中的路径可以看出, 前一线路的路径优于后一线路的路径。

4 结论

将蚁群算法应用到挖掘机控制系统中, 由控制中心对车载终端发回的数据进行计算, 求得最优解, 结合电子地图反馈给驾驶员, 并取得较为满意的结果。仿真结果表明, 改进后的算法比原蚁群算法效果更佳, 能在一定程度上优化最优解, 带来更好的经济效益。

参考文献:

- [1] 夏立民, 王华, 窦倩, 等. 基于蚁群算法的最优路径选择问题的研究[J]. 计算机工程与设计, 2007, 28(16): 3957-3959.
- [2] 段海滨. 蚁群算法及其原理[M]. 北京: 科学出版社, 2005.
- [3] 陆俊, 王小平, 曹立明. 一种基于蚁群算法的车辆导航系统模拟模型[J]. 计算机应用与软件, 2005, 22(4): 17-18.
- [4] 宋莺. 导航电子地图动态更新核心技术研究[J]. 计算机系统应用, 2008, (5): 69-72.

(责任编辑 张欣)

收稿日期: 2010-06-16; 修订日期: 2010-08-26

基金项目: 中国高等教育学会“十一五”教育科学研究规划课题(06AIIJ0030027)

作者简介: 王秀芬(1977-), 女, 天津宁河人, 讲师, 硕士在读, 主要从事智能算法、单片机与嵌入式系统研究。