

基于随机时间的车辆导航路径规划研究

郭佩珍, 胡 刚, 傅 惠

(广东工业大学 自动化学院, 广东 广州 510006)

摘要: 根据车辆导航中各路段行车时间具有随机性特点, 运用不确定性规划理论建立了行车时间随机的车辆导航路径随机规划模型, 模型以车辆出行中行车时间最短为目标函数. 并设计了基于随机模拟的遗传算法求解该模型. 通过数值仿真, 证明模型的可行性.

关键词: 车辆导航路径; 随机规划模型; 期望值; 遗传算法; 仿真

中图分类号: U495

文献标志码: A

文章编号: 1007-7162(2012)01-0035-04

Research on Path Planning with Random Time for Vehicle Navigation

Guo Pei-zhen, Hu Gang, Fu Hui

(Faculty of Automation, Guangdong University of Technology, Guangzhou 510006, China)

Abstract: According to the randomness in the process of vehicle navigation, it sets up the stochastic programming model with the shortest travel time for target function in the path planning of vehicle navigation. The design of the genetic algorithm was based on the stochastic simulation to obtain the model. The simulation results prove the feasibility of the model.

Key words: vehicle navigation path; stochastic programming model; expectations; genetic algorithm; simulation

车辆导航系统是智能交通系统的重要组成部分, 随着计算机、通讯技术以及 GIS (地理信息系统)、GPS (全球定位系统) 等技术的迅速发展, 车辆导航系统的研究也获得了长足的进展^[1]. 最优路径规划按某种策略, 如时间最少或路径最短等, 为驾驶员实时准确地选定一条最优的行车路径, 并显示在计算机屏幕的电子地图上, 是车辆导航系统的核心技术之一, 是其它各种功能应用的基础^[2].

目前, 投入市场应用的成熟车辆导航系统大多基于静态的路径规划, 在过去的几十年里, 静态导航最短路径问题, 已经取得了很大的成就, 提出了很多算法^[3-5], 这些算法主要集中在如何改善算法的效率上. 然而面对存在众多不稳定因素的交通现实, 尤其是发生交通事故和交通堵塞时, 算法结果并不理想. 因为在静态路径规划中, 交通路网中的路网阻抗是恒定的, 不随时间变化的. 很明显与实际交通路网不相符, 如路段中的行车时间、行车速度、行车费用等应该是动态变化的, 且这种变化具有不确定性.

本文拟考虑车辆导航中行车时间变化的不确定性, 应用随机规划方法, 建立基于随机时间的车辆导航随机规划期望值模型, 并在此基础上设计出基于随机模拟的遗传算法, 对模型进行求解.

1 模型及算法

1.1 车辆导航路径随机规划模型建立

在现有的复杂的交通网络中, 影响车辆行车时间的因素很多, 天气、交通事故等随机因素的影响, 导致出行车辆的行车时间产生不确定性的变化. 近年来, 学者们对行车时间预测、规律统计等方面都作了大量的研究. 行程时间预测方法有历史趋势方法、非参数回归方法、时间序列、神经网络方法、Fuzzy 回归法、交叉技术法、随机排队理论法和宏观延误法等, 但这些模型算法复杂, 操作难度大^[6]. 在行车时间规律统计方面, 朱彦等^[7]采用统计分析方法得出使用正态分布和对数正态分布模型来描述同一路段相同时段的行程时间是比较合适的.

收稿日期: 2011-09-08

基金项目: 广东省科技计划项目 (2009B010800052)

作者简介: 郭佩珍 (1987-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为车辆导航路径优化.

本文在前人研究的基础上,假设各路段行车时间符合正态分布,应用随机规划理论,建立了以行车时间为目标函数的期望值模型. 该模型简单,易求解. 期望值模型是随机规划中最常见的形式,是在期望约束下,使目标函数的期望值达到最优的数学规划. 基于随机时间的车辆导航路径随机规划数学模型如下:

$$\min E \left[\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k x_{ij} t_{ij} \right],$$
$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k x_{ij} \neq 0.$$

其中: i, j 取值范围为路网节点 $1, 2, \dots, k$; x_{ij} 取值 0 或 1, 0 表示不经过路段 (i, j) , 1 表示经过路段 (i, j) ; t_{ij} 是路段 (i, j) 的行车时间,具有随机性,服从概率分布 $f_{i,j}(t)$.

1.2 基于随机模拟的遗传算法

对于不确定规划的期望值模型,采用传统的解析法是很难求解的,而采用随机模拟的方法求解是可行的. 但随机模拟存在着计算量大、只能收敛到次优解等缺点,为了搜索出最优路径,本文采用基于随机模拟的遗传算法来求解模型.

1.2.1 随机模拟

随机模拟是一种以概率统计理论为指导的一类非常重要的数值计算方法,使用随机数或伪随机数来解决计算问题. 它主要依据概率分布对随机变量进行抽样,经过大量的实验,得出问题的统计估计. 虽然随机模拟无法得出精确结果,但对含有随机变量的复杂问题来说,这是一种有效的解决计算问题的手段. 随机模拟的主要步骤如下^[8].

- 步骤 1:置抽样次数 $m = 0$;
- 步骤 2:根据随机分布,从样本空间产生随机样本 w ;
- 步骤 3:如果随机样本数据能使目标函数成立,则 $m = m + 1$;
- 步骤 4:重复步骤 2 和步骤 3,使模拟次数达到 M 次;
- 步骤 5:目标函数实现的概率 $p = m/M$.

1.2.2 遗传算法

遗传算法是自然遗传学和计算机科学相互结合渗透而成的计算方法,它是具有自动检测评估能力的迭代搜索算法. 下面介绍遗传算法的几个概念^[9].

染色体:也称为个体,是遗传物质的主要载体,由多个基因组成,一个染色体就是问题的一个可能解. 群体:每代所产生的染色体集合. 适应度:一条染色体对应一个问题的解,而每个解对应一个函数

值,该函数即为适应度函数,即反应实际问题的目标函数. 选择:指以适应度为依据,以一定的概率从群体中选取若干对个体的操作. 交叉:对父母染色体进行基因交换的操作. 变异:让遗传基因以一定的概率变化的操作.

遗传算法主要由初始化—选择—交叉—变异等 4 个步骤组成,而后 3 个步骤循环进行,直到满足所给定的条件或循环次数达到规定的值.

2 车辆导航路径问题的遗传算法设计与求解

遗传算法是通过对生物在遗传和进化过程中选择、交叉、变异机理的模仿,来完成对问题最优解的自适应搜索算法. 采用遗传算法可以在有限的时间内获得最优或次优解,满足导航路径的实际需求. 本文采用基于随机模拟技术的遗传算法对车辆导航路径进行优化,优化出从起点到终点出行时间最少的路径,算法流程如图 1 所示,具体的优化求解步骤如下.

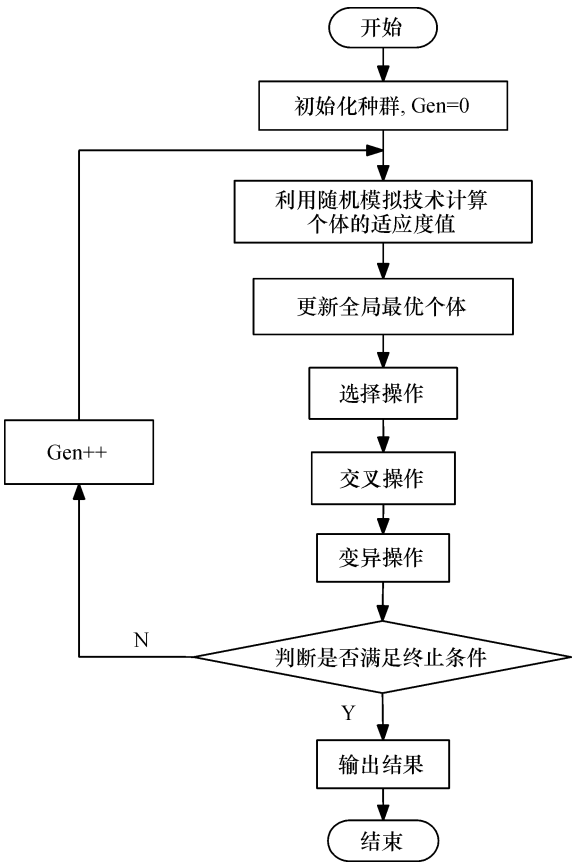


图 1 车辆导航路径优化遗传算法流程图
Fig. 1 Genetic algorithm flow chart for vehicle navigation path planning

步骤 1 初始化种群

本文采用基于优先权编码^[10-11]的方式来初始化染色体,这样产生的路径长度可变,节点之间相互连接,是真正意义上的路径. 优先权编码的方法如下.

- 1) 由随机函数产生一个等于路网中节点数 k 的正整数序列. 该序列的值对应 $1 \sim k$ 节点的优先权. 根据定义的种群大小,产生 n 条路径的优先权序列.
- 2) 根据每条染色体各节点的优先权,由源点开始进行搜索,与当前节点相连的节点中优先权大的节点将作为路径的下一个节点. 为避免路径中出现环路,与当前节点连接的节点将不考虑路径中已经经过的节点.

例如在图 2 的路网中,要找从节点 1 到节点 10 的路径,如一条可能染色体,染色体 1 各节点的优先权值如表 1.

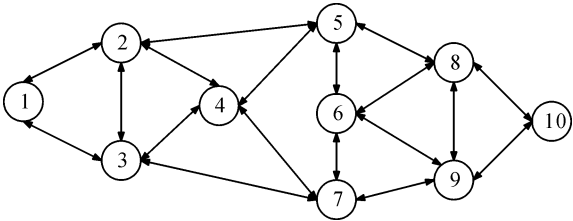


图 2 边权为随机时间的出行路网

Fig.2 Network with random travel time

表 1 染色体 1 各节点优先权值

Tab.1 Priority right for nodes of chromosome 1

节点号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
优先权	5	2	9	1	3	6	10	4	8	7

根据上述优先权编码方法产生的实际路径为 $1 \rightarrow 3 \rightarrow 7 \rightarrow 9 \rightarrow 10$. 但有时随机产生的染色体并不能生成到达目的地的路径,如一条可能染色体,染色体 2 中各节点的优先权值如表 2.

表 2 染色体 2 各节点优先权值

Tab.2 Priority right for nodes of chromosome 2

节点号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
优先权	8	2	10	7	4	3	6	9	5	1

根据上述优先权编码方法产生的实际路径为 $1 \rightarrow 3 \rightarrow 4 \rightarrow 7 \rightarrow 9 \rightarrow 8 \rightarrow 5 \rightarrow 6$.

此文中将不能生成起点到达目的地的染色体视为无效,在遗传算法的选择操作中进行处理.

步骤 2 利用随机模拟技术计算个体的适应度值
利用随机模拟技术计算出染色体的目标函数值

$g(x) = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^k x_{ij}t_{ij}$, 由于优化目标是最少行车时间,所以取染色体的适应度函数为 $f(x) = 1/g(x)$. 计算 n 条染色体的适应度值步骤如下.

- 1) 置 $i=1$,表示种群中第一条染色体;
- 2) 置路径的行车时间 $T=0$,计算第 i 条基于优先权编码的染色体产生的实际路径;
- 3) 根据路径中相邻节点间的概率分布随机抽样,得到节点间的行车时间 $T(i,j)$,将路径中各节点间行车时间相加,得到整个路径的行车时间 $T(i)$;
- 4) $T = T + T(i)$;
- 5) 重复步骤 2 和步骤 3 共 L 次,根据 $T(i) = T/L$ 得到第 i 条路径的行车时间;
- 6) 第 i 条染色体的适应度值为 $1/T(i)$;
- 7) $i=i+1$,重复步骤 2 ~ 6,得到下一条路径的行车时间,直到 i 的值等于 n ,则 n 条路径的行车时间计算完毕.

步骤 3 选取最优个体

根据步骤 2 计算出当代种群中每条染色体的适应度值,选取其中适应度值最高的染色体,即当代种群中生成路径行车时间最少的染色体.

步骤 4 选择操作

本文染色体的产生采用基于优先权编码的方法,使得生成的实际路径的有效性大大提高,但也有可能产生少数不能到达目的地的无效染色体,本论文将当代种群中最优的染色体替换掉那些无效染色体并遗传到下一代,保持种群的优异性,有利于遗传算法收敛到最优解.

步骤 5 交叉操作

交叉算子是遗传操作的核心,反映了全局搜索能力. 并不是所有被选择了的染色体都要进行交叉操作,而是以一定的概率 p_c 进行,交叉概率一般取 0.60 ~ 0.95 之间的值. 根据具体的编码方式和实际要解决的问题,本文进行如下交叉操作.

- 1) 根据交叉概率选择两个父染色体,在其上随机产生交叉点 c ,定义交叉点之前的基因为保持区域基因,交叉点之后的基因为匹配区域基因;
- 2) 子染色体 1 保持父染色体 1 中保持区域的基因,其余的基因由父染色体 2 剔除父染色体 1 保持区域基因后的剩下部分构成;
- 3) 子染色体 2 保持父染色体 2 中保持区域的基因,其余的基因由父染色体 1 剔除父染色体 2 保持区域基因后的剩下部分构成.

子染色体 1、2 的具体获得方法分别如图 3 和图 4。

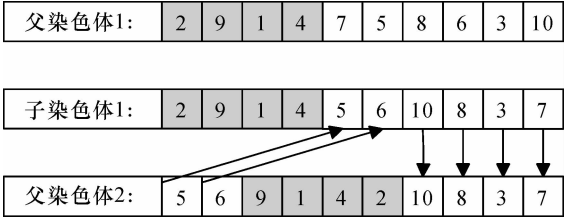


图 3 子染色体 1 生成

Fig. 3 Generation of son chromosome 1

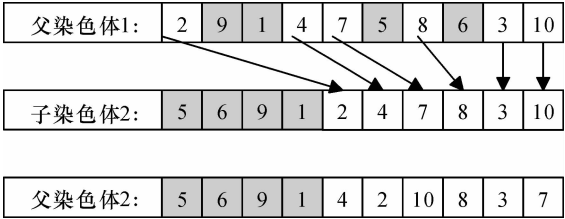


图 4 子染色体 2 生成

Fig. 4 Generation of son chromosome 2

步骤 6 变异操作

变异操作是为选择、交叉过程中可能丢失的某些遗传基因进行的修复和补充,反映了算法的局部搜索能力. 变异操作的简单方式是改变数码串的某个位置上的数码. 根据变异概率 p_m 选取染色体,在染色体上随机地选取两个变异点,交换它们的优先值. 变异发生的概率要比交叉发生的概率选取得小若干个数量级,变异概率一般取 0.001 ~ 0.01 之间的值. 子染色体的获得方法如图 5 所示.

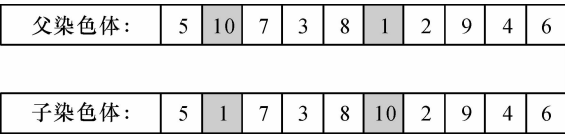


图 5 染色体变异操作

Fig. 5 Mutation of chromosomes

步骤 7 条件判断

当程序完成了预先给定的进化代数则停止,进入步骤 8,否则转向步骤 2 继续运行.

步骤 8 结果输出

比较各代中的最优染色体,将其中最好的染色体作为结果输出.

3 算法实现与实验仿真

设某出行者需从出发点 1 到出发点 10,两地间的道路网络如图 2 所示. 根据先前经验估计,假设各路段行车时间服从正态分布,具体分布函数详见表 3.

表 3 各路段随机时间分布函数

Tab.3 Distribution funtion of random travel time for each road

节点	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	$N(2,2)$	$N(1,2)$							
2		$N(4,5)$	$N(5,8)$	$N(6,4)$					
3	$N(1,3)$		$N(5,5)$			$N(2,6)$			
4	$N(2,4)$	$N(6,4)$		$N(4,5)$		$N(4,6)$			
5	$N(5,6)$		$N(4,7)$		$N(6,6)$		$N(4,7)$		
6				$N(1,2)$		$N(5,5)$	$N(6,5)$	$N(4,3)$	
7		$N(2,3)$	$N(7,6)$		$N(3,6)$			$N(5,7)$	
8				$N(3,5)$	$N(6,4)$			$N(5,3)$	$N(3,7)$
9					$N(5,3)$	$N(7,5)$	$N(4,5)$		$N(3,6)$

每条染色体路径行车时间的模拟次数为 1 000,遗传算法的种群大小为 20,染色体长度为 10,交叉概率 p_c 为 0.6,变异概率 p_m 为 0.005,迭代的最大代数为 50 代. 通过在 MATLAB 7.0 上运行基于随机模拟的遗传算法,得到行车时间最少的路径在种群的第 48 次迭代中出现,出行路径为 1-3-7-9-10,行车时间为 17.45 h.

4 结论

本文从车辆导航的实际出发,针对道路路段通行时间具有随机性特点,利用随机规划方法建立了基于随机时间的车辆导航路径规划期望值模型,该模型以车辆导航中出行时间最短为优化目标,模型求解过程中,考虑到各路段行车时间的随机性,将遗传算法和随机模拟技术相结合进行求解. 实验结果表明,本文的模型建立和算法求解是可行的,为后者将不确定性规划理论应用到车辆导航路径优化方向奠定了基础,同时遗传算法交叉概率 p_c 和变异概率 p_m 的选取对收敛速度的影响及最终搜索结果的影响还有待于进一步的研究.

参考文献:

[1] 张国强,晏克非. 动态随机状态下的车辆导航及其路径寻优算法[J]. 长沙交通学院学报,2002,18(3):72-76.
[2] 孙世博,冯勇,郑剑飞. 车辆导航系统最优路径规划研究[J]. 自动化技术与应用,2006,25(9):44-46.
[3] Dijkstra E W. A note on two problems in connection with graphs[J]. Math,1959(1):269-271.
[4] Ravindra K Ahuja. Faster algorithms for the shortest path problem[J]. Journal of the Association for Computing Machinery,1990,37(2):213-223.

4 羽毛球工艺球缺陷图像试验

本文的图像采集设备为微视的 130 万像素彩色工业相机,分辨率为 1 280 × 1 024,帧率为 30 帧每秒,采集图像截取高度和宽度为 512 × 410,采用环形正面光源. 随机抽取生产过程中同一批次的 800 个羽毛球工艺球. 其中 300 个为训练样本,训练样本中有 87 个缺陷球. 其他作为测试样本,测试样本中有 149 个缺陷球. 运用 MATLAB 7.8 神经网络工具箱建立 BP 神经网络,设定惯性系数取 0.7,学习效率取 0.1,精度要求取 0.001,最大训练次数为 10 000,采用 LM 算法. 经过 9 856 步训练后的网络误差为 0.000 999 97. 用训练好的 BP 神经网络对 500 个测试样本进行测试,其中测试出缺陷球 141 个,缺陷测试准确率达到 94.6%.

5 结论

- 1) 以极半径不变矩、圆心度和圆心偏差值的组合的特征向量,能够描述羽毛球工艺球缺陷的形状特征,为后面神经网络缺陷检测提供了有效数据.
- 2) 在用矩特征描述过程中,由于离散图像经过比例旋转后可能会产生失真^[7],而且任何不变矩都会不可避免地随原图像的几何变换在一定范围内波动,这里用神经网络的鲁棒性能很好地弥补这一缺点.
- 3) 工业生产环境复杂,图像预处理需要考虑干扰影响,才能提高缺陷识别率和稳定性,在复杂环境

下的羽毛球工艺球缺陷分割还有待进一步研究.

参考文献:

[1] 韩斌,徐之,王士同. 离散不变矩的比例不变性研究[J]. 数据采集与处理,2008,23(5):555-558.

[2] 曹茂永,孙道银,郁道银. 用于模式识别的极半径不变矩[J]. 计算机学报,2004,27(6):861-864.

[3] 张惠斌,方欣欣. 基于极半径不变矩的平面单足足迹识别[J]. 电子测量技术, 2009,32(12):72-76.

[4] Wohler C, Anlauf J K. Real-time object recognition on image sequences with the adaptable time delay neural network algorithm-applications for autonomous vehicles [J]. Image and Vision Computing,2001,19(10):593-168.

[5] 李国祥,张显全,秦芳远. 基于不变矩和 BP 神经网络的剪纸纹样识别[J]. 计算机工程与应用,2010,46(29):158-160.

[6] 秦钟. 基于图像不变矩特征和 BP 神经网络的车型分类[J]. 华南理工大学学报:自然科学版,2009,37(2):86-90.

[7] 成诚. 基于不变矩的 PDF417 条码检测算法的研究[J]. 计算机科学,2009,36(4):237-238.

[8] 韩英莉,颜云辉. 基于 BP 神经网络的带钢表面缺陷的识别与分类[J]. 仪器仪表学报,2006,26(12):1692-1694.

[9] 曾子铭,韩忠华,刘春光,等. 基于扇形特征和 BP 神经网络算法的字符识别[J]. 沈阳建筑大学学报,2009,32(12):604-608.

[10] 吴一全,武燕燕,唐艳亮. 利用 Krawtchouk 矩不变量实现基于形状的图像检索[J]. 光电工程,2010,37(5):97-103.

(上接第 38 页)

[5] Stefano Pallottino. A new algorithms for reoptimizing shortest paths when the arc cost change[J]. Operations Research LeRers,2003(31):149-160.

[6] 张文胜,殷倩,吴立新,等. 基于模糊综合评判的动态路径行程时间预测模型[J]. 地理与地理信息科学,2006,22(4):25-27.

[7] 朱彦,曹彦荣,杜道生. 城市快速路行程时间的统计分析预测[J]. 交通运输工程与信息学报,2009,7(1):93-103.

[8] 刘宝碇,赵瑞清,王纲. 不确定规划及应用[M]. 北京:清华大学出版社,2003.

[9] 陈国良,王煦法,庄镇. 遗传算法及其应用[M]. 北京:人民邮电出版社,1995.

[10] 张侃. 基于优先权编码的最短路径求解[J]. 商丘师范学院学报,2007,23(9):89-92.

[11] 张书源,郭聪. 基于遗传算法的最短路径问题及其 MATLAB 实现[J]. 交通世界(运输车辆),2009,6(12):104-105.