

引用格式: 张才明, 刘志华. 遗传算法融合大数据的目标车辆路径规划方法[J]. 微电子学与计算机, 2020, 37(6): 89-92.
[ZHANG C M, LIU Z H. Target vehicle path planning method based on big data fusion of genetic algorithm[J]. Microelectron-
ics & Computer, 2020, 37(6): 89-92.]

遗传算法融合大数据的目标车辆路径规划方法

张才明¹, 刘志华²

(1 中国劳动关系学院, 北京 100048; 2 北京林业大学, 北京 100048)

摘 要: 针对择优路径精度不高、车辆匹配与规划效率慢问题, 提出一种基于遗传算法融合大数据的目标车辆路径规划方法. 利用大数据分析技术构建目标车辆路径规划层次架构, 确定目标车辆路径规划的约束条件; 在大数据分析约束下, 采用遗传算法编码染色体, 采取种群初始化手段, 提升遗传算子的搜寻速率, 建立目标车辆路径的适应值函数; 最后按照遗传算法融合大数据基因操作, 利用适应值及变异算子对筛选后子路径进行筛选变异, 确定最终路径坐标, 实现目标车辆路径规划. 仿真实验证明, 所提方法可以大幅提升车辆运行效率, 路径规划精度较高, 且具有很好的收敛性.

关键词: 遗传算法融合大数据; 路径规划; 适应值函数; 外罚函数法

中图分类号: TP396 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-7180(2020)06-0089-04

Target vehicle path planning method based on big data fusion of genetic algorithm

ZHANG Cai-ming¹, LIU Zhi-hua²

(1 University of Labor Relations, Beijing 100048, China;
2 Beijing Forestry University, Beijing 100048, China)

Abstract: Aiming at the problems of low accuracy of optimal path selection and slow efficiency of vehicle matching and planning, a method of target vehicle path planning based on big data fusion of genetic algorithm is proposed. Using big data analysis technology to build the hierarchical structure of target vehicle path planning and determine the constraints of target vehicle path planning; Under the constraints of big data analysis, genetic algorithm is used to encode chromosomes, and population initialization is used to improve the search speed of genetic operators and establish the fitness function of the target vehicle path; Finally, according to the genetic algorithm fusion big data gene operation, the adaptive value and mutation operator are used to screen and mutate the selected sub path, determine the final path coordinates, and realize the target vehicle path planning. Simulation results show that the proposed method can greatly improve the efficiency of vehicle operation, the accuracy of path planning is high, and has good convergence.

Key words: Genetic algorithm fusion big data; path planning; adaptive function; external penalty function method

1 引言

车辆多目标路径规划是中最重要的问题之

一^[1], 如何在最短的时间内安排出行之有效的运输路径, 最大限度减少道路运输风险, 且利用最短的时间抵达救援位置, 是当前迫切需要解决的难题^[2].

针对车辆行驶问题,文献[3]提出一种基于车路协同(CVIS)的新型区域路径实时决策方法.首先通过得到网联车辆的实时行驶数据,综合交通信号配时与路径转向车辆信息,考虑车辆在途经交叉口时可能遇到的非自由流行驶情况,动态计算目前路段路阻值;其次按照目前阶段各路段的路阻统计数据和区域路网拓扑结构,实时预判每个备选路线的行程时间,选择行程时间最少的路线作为车辆最优行驶路径.该算法虽能有效提升车辆运行速率,但计算量庞大,运算较为复杂.文献[4]提出一种利用激光雷达融合相机进行智能车前方障碍物检测的方法.首先使用激光雷达获取目标的位置和速度,构建区域卷积神经网络模型训练实车数据,得到单帧下每个传感器的目标检测数据.利用激光雷达与相机之间的标定,实现目标三维数据的图像投影,将改进的迭代最近点匹配算法对检测目标点进行匹配,同时融合多帧数据,完成车辆障碍物的高效检测.该方法虽能规避行驶路径内的障碍路段,但检测误差率较高.

本文提出一种基于遗传算法融合大数据的多目标路径规划方法.首先构建模型,以此得到交通路况车辆信息,并降低车辆运输风险;其次使用遗传算法融合大数据得到车辆的最优路径规划,提升物资救援效率.与传统方法相比,所提方法计算简便,实用性强,具备较优的鲁棒性.

2 基于大数据分析的目标车辆路径规划层次架构构建

由于道路环境的特殊性,普通的车辆路径规划操作已经不能保证紧急状态下的运输需求,因此亟待有一个高效敏捷的保障机制完成及时输送.根据此种思路,利用大数据分析设计出一个整体架构.该层次架构是依据大数据分析技术下运输车辆信息检索原理完成的,具体流程如下:

首先,运用大数据的概念检索技术,在领域专家的帮助下,构建领域本体.其次,在 MARC 元数据标准下,利用大数据分析技术采集车辆信息源中的数据,并将元数据存储到元数据库.再对检索界面提交的查询请求,处理检索需求.最后,排序领域本体的路径相似度,相似度大的靠前,整序后提交给用户[5].

车辆路径规划需要减少车辆的行进风险和时间,以获得道路交通内的运输状态车辆信息,确保快速输送[6].

输送过程中,在大数据平台基础上,设定一个约束条件表明合理路径的范围区域,也就是从初始点或当前位置点出发不会发生折返的可行路径,则大数据检索约束条件表示为:

$$x_{ij}^s \in \{0,1\} \quad (1)$$

$$\sum_{j=1, j \neq i}^{N^s} x_{ij}^s \begin{cases} = 0 & i = dn^s \\ \leq 1 & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式(1)和式(2)能够保证大数据检索下任意可行路径的终点无出边现象产生的约束条件,并且可行路径最多经过相同道路一次.

在以上约束条件下,结合遗传算法,对目标车辆路径进行高精度规划.

3 基于遗传算法融合大数据的目标车辆路径规划方法

3.1 问题描述

在大数据分析技术构建了层次架构的约束条件下,假设车辆的运输路径出发点是 S,目的地是 G,则最短路径规划可表示成:

$$\begin{aligned} \min F(x) &= \{F_1(x), F_2(x), \dots, F_n(x)\} \\ \text{Subject to } G(x) &= \{G_1(x), G_2(x), \dots, G_m(x)\} \end{aligned} \quad (3)$$

式中, x 表示出发点 S 到目的地 G 的行驶路径, $F_1(x), F_2(x), \dots, F_n(x)$ 表示优化个体, $G_1(x), G_2(x), \dots, G_m(x)$ 表示收敛条件.

设定 $F(u) = \{F_1(u), F_2(u), \dots, F_n(u)\}$ 、 $F(v) = \{F_1(v), F_2(v), \dots, F_n(v)\}$ 依次表示路径 u 与路径 v 的目标值矢量,在满足条件 $\forall i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 时, $F_1(u) \leq F_1(v)$, 满足条件 $\exists i \in \{1, 2, \dots, n\}$ 时, $F_1(u) < F_1(v)$, 则称路径 u 对路径 v 占优.

3.2 染色体编码与种群初始化

利用遗传算法编码染色体.染色体是一条经过一系列点相连组成的路径,其构成可描述为:

$$(x_1, y_1) \rightarrow (x_2, y_2) \rightarrow \dots \rightarrow (x_n, y_n) \quad (4)$$

染色体使用浮点数编码,长度 n 为可变参变量.式中 (x_1, y_1) 、 (x_n, y_n) 依次为初始点及结束点的坐标, (x_j, y_j) ($j = 2, \dots, n-1$) 可描述为路径上不包含两个端点之外的任意中间点坐标[7].使用此种编码方法直观简便,对遗传算法融合大数据进行空间计算具有关键作用,进一步提升搜寻准确率和适用性.

初始种群通过两个部分构成,其中一部分群体内含有中间点数目,同时可以随机生成队应的坐标.

因为路径的初始点与结束点是可知的,并且在周边环境内没有阻碍物的情况下,两个点相连的线就是长度最小、最平稳的一条路径^[8]。

为了大幅提升所提方法的搜寻速度,运用上述方法可以生成另一部分的初始群体。

假设将出发点S至结束点G的连线任意平均分为若干段,在第 j 段内任意选择两点 p_{2j-1} 、 p_{2j} ,若 $x_s < x_g$ 且 $y_s < y_g$,在点 p_{2j-1} 和 p_{2j} 中任意生成一个点 p_j^m ,按照顺序依次链接 p_{2j-1} 、 p_j^m 、 p_{2j} ,并将其融入得到的路径上,提升遗传算子的搜寻速率,这时所生成的初始路径可描述为:

$$p = [sp_1 p_1^m p_2 p_3 p_2^m p_4 p_5 p_3^m p_6 g] \quad (5)$$

3.3 建立适应值函数

在遗传算法融合大数据应用中,构造出合理且操作简便的适应值映射函数是其重要组成部分。为了最大限度提升工作效率,对外罚函数法进行乘子约束改进,以此建立适应值函数^[9]。

罚函数的设计思路为:按照约束条件自身特性^[10],将其转换成相对的惩罚函数引入目标函数内,可以把约束问题调整为无约束问题进行求解。

通常情况下的约束优化问题,假设其结构的极小化目标函数是:

$$\min f(x), x \in R^n \quad (6)$$

相互对应的约束条件可表示为:

$$s. t. h_i(x) = 0, i \in E = \{1, \dots, l\} \quad (7)$$

$$g_i(x) = 0, i \in I = \{1, \dots, m\} \quad (8)$$

将可行域标记为式(9),并构建出如式(10)的罚函数表达式。

$$D = \{x \in R^n | h_i = 0 (i \in E), g_i \geq 0 (i \in I)\} \quad (9)$$

$$\bar{p}(x) = \sum_{i=1}^l h_i^2(x) + \sum_{i=1}^m [\min\{0, g_i(x)\}]^2 \quad (10)$$

在罚函数中,其对应的增广目标函数可描述为:

$$P(x, M) = f(x) + M\bar{p}(x) \quad (11)$$

式中, $M > 0$ 是罚参变量,也称为罚因子。在增广目标函数内, x 的择取数值范围有两种情况:

乘法是针对罚函数方法的一种改进算法,可以改善罚函数中的不足之处,是现阶段最高效的约束优化方法。

针对式(10)的罚函数表达式,对其加入松弛参数 z^2 ,将约束形式转换成等式约束,其数学模型转化为:

$$\begin{aligned} \min. W &= \sum_{i=1}^n A_i L_i \rho_i \\ s. t. A^L &\geq A \geq A^U \\ \beta_s - \beta_s^* - z^2 &= 0 \end{aligned} \quad (12)$$

通过一系列的计算过程,最终得到一个全新的适应值函数:

$$F = C - W(A) - \frac{1}{2r} \cdot \{\max[0, \lambda + r(\beta_s - \beta_s^*)]^2 - \lambda^2\} \quad (13)$$

式中, C 表示一个数值较大的常数; $W(A)$ 可描述为重量,原始的拉格朗日函数的松弛变量已不存在于计算中^[11],拉格朗日乘子 λ 的值是一个正数。

3.4 路径坐标生成

遗传算法融合大数据中的基因操作包含选择操作、变异操作、交叉操作、插入操作,利用择优和择差两种选择算子。择优算子的核心任务是在种群内挑选品质较优的个体,方便这些个体进行深层次繁殖。择差算子的主要任务是对每个路径上较差的子路径段进行筛选,通过变异算子对其采取变异,重新转换为全新的子路径段。

在必须使用变异的子路径段内,选择节点 P_i ,若进行变异后的节点是 P_i ,择取和 P_i 相距是 d 的两个邻域节点 P_{i-1} 和 P_{i+1} ,依次将两个节点坐标表示为 (x_i, y_i) 、 (x_{i-1}, y_{i-1}) 、 (x_{i+1}, y_{i+1}) 、 (x_i', y_i') ,那么对 P_i 的变异节点 P_i 其坐标可描述为:

$$\begin{aligned} x_i' &= x_i + \tau F \times N(0, t_1), t_1 = |x_{i-1} - x_{i+1}| \\ y_i' &= y_i + \tau F \times N(0, t_2), t_2 = |y_{i-1} - y_{i+1}| \end{aligned} \quad (14)$$

式中, $\tau \in [-1, 1]$ 是随机生成的, $N(0, t_1)$ 、 $N(0, t_2)$ 代表平均值都是0,方差依次描述为 t_1 、 t_2 ,并且符合Guass分布的任意数值。

针对拥有同样节点(不包含出发点与结束点)的两条路径,也就是两条路径呈交叉状态,它们的交点可通过交叉算子根据等概率手段实现随机选择,在选择的交点范围内对两条路径采取交换。

表示原始路径的染色体,其内部邻域节点间会出现不是连续状态的情况,采取变异操作的过程中,有很大概率会导致染色体邻域节点的不连续性^[12],为了防止节点间发生断隔,且准确地获得一条持续路径,就要使用插入算子在不持续的邻域节点之间加入中间节点。

4 仿真实验

仿真实验利用Matlab 7.0编程,参变量设定

为:种群规模 $N = 150$,最高迭代次数 $Maxgen = 300$,代沟率 $GGAP = 0.98$,交叉概率 $p_c = 0.8$,变异概率 $p_m = 0.04$.

对所提方法进行 15 次目标求解,计算时间平均为 80 s,不同控制水准状态下的目标函数变化收敛状态如图 1. 从图 1 中可知,目标函数收敛速度极快,可以在较短时间内实现车辆路径的合理规划,证明了所提方法的有效性.

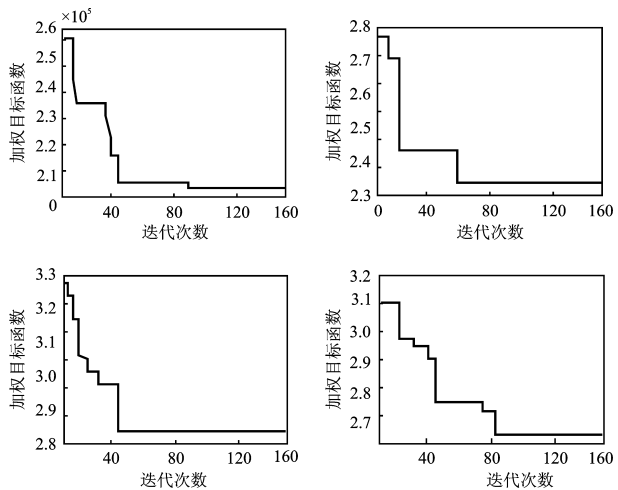


图 1 不同控制水准的目标函数收敛状态

从图 1 内还可以看到,伴随控制水准的增强,定位目标函数呈阶梯增强的态势. 使用者能够按照不同的风险系数决定控制水准高低,深层次地优化了决策结果.

此外,需求模型与需求均值模型的目标函数相差不多,可以降低约束条件的保守性,且具备较好的抗干扰能力.

针对车辆运输所耗费的总时间与成本,对所提方法及文献[3]、文献[4]方法进行了对比实验. 结果如表 2 所示. 通过对比可以看到,所提方法耗费的时间、成本和运算速度均优于其他两种方法,证明所提方法可以更好地满足时效性强的特性,对应急物资的有效传输具备很高的现实意义.

表 2 实验结果对比

实验方法	总时间/分钟	成本/元	运算时间/秒
所提方法	900.58	359687	80.15
文献[3]方法	1096.34	410658	92.54
文献[4]方法	1157.96	426934	98.63

5 结束语

本文提出一种基于遗传算法融合大数据的多目标路径规划方法. 通过引入大数据分析技术,收

集需要了解的 Road 状况,确定层次架构和约束条件,提高车辆运行速率;引入遗传算法融合大数据,先将染色体进行编码并采取种群初始化手段,构建适应值函数,确定最优车辆路径规划坐标. 与传统方法进行仿真实验对比,证明所提方法稳定性较高,运行速度快且能够减少成本支出,适用于多种实际场景.

参考文献:

[1] 陕振沛,郭亚丹,宁宝权,等. 基于组合赋权灰色关联改进 TOPSIS 法的供应商评价[J]. 数学的实践与认识, 2019,49(8):71-78.

[2] 楼振凯. LRP 的双层规划模型及算法[J]. 中国管理科学, 2017,25(11):151-157.

[3] 王庞伟,邓辉,于洪斌,等. 车路协同下区域路径实时决策方法[J]. 北京航空航天大学学报, 2019,45(7):1349-1360.

[4] 陆峰,徐友春,李永乐,等. 基于车辆信息融合的智能车障碍物检测方法[J]. 计算机应用, 2017,37(S2):115-119.

[5] 明杰,朱希安,王占刚. 基于改进遗传算法的矿井突水避险路径规划[J]. 煤炭技术, 2019,38(3):95-97.

[6] 肖春晖,邹媛媛,李少远. 有障碍区域的多无人机多目标点路径规划[J]. 空间控制技术与应用, 2019,45(4):46-52.

[7] 庄金雷,李瑞峰,曹维清,等. 3 维细长管路测量扫描路径自主规划[J]. 机器人, 2019,41(5):628-636.

[8] 宋英华,宁晶婧,吕伟,等. 震后初期公私协同的动态 LAP 模型[J]. 中国安全科学学报, 2018,28(3):173-178.

[9] 张菁,何友,彭应宁,等. 基于神经网络和人工势场的协同博弈路径规划[J]. 航空学报, 2019,40(3):228-238.

[10] 李俊,舒志兵. 基于改进 D~* Lite 遗传算法路径规划研究[J]. 机床与液压, 2019,47(11):39-42.

[11] 谷远利,陆文琦,邵壮壮. 基于多目标遗传算法的浮动车地图匹配方法[J]. 北京工业大学学报, 2019,45(6):585-592.

[12] 黄凯,白鸿柏,路纯红,等. 复杂构型金属橡胶毛坯铺设路径规划[J]. 航空动力学报, 2018,33(7):1575-1583.

作者简介:

张才明 男,(1974-),博士后,副教授. 研究方向为车辆信息经济与车辆信息化、大数据、工业 4.0 和物联网.

E-mail:zhangcm510@163.com

刘志华 女,(1988-),博士研究生. 研究方向为林业经济大数据与碳生态补偿.