

# 安全优先运输路径选择算法研究与仿真

李圣普, 王小辉

(平顶山学院 计算机科学与技术学院, 河南 平顶山 467002)

**摘要:**危险品运输过程中,不但需要考虑运输成本和运输线路,还需要考虑运输风险的因素。传统的路线选择模型仅仅以成本分析为基础,很少考虑危险品运输的风险因素,路线选择存在较大缺失。文中提出基于粒子群离散变换算法的危险品运输车辆路径选择方法。根据最小二乘法相关原理,计算运输路径危险环境函数,获取危险程度拟合曲线,根据该函数得到运输路径中的危险程度。根据最小危害路选择的目标函数,对所有的待优化变量进行二进制编码,并针对编码结果进行离散化变换,实现危险品运输车辆路径的选择。实验结果表明,利用改进算法进行危险品运输车辆路径选择,降低了路径协同误差和路径选择误差。

**关键词:**危险品;运输车辆;路径选择;最小二乘法

**中图分类号:**TP391

**文献标识码:**A

**文章编号:**1673-629X(2015)09-0094-04

**doi:**10.3969/j.issn.1673-629X.2015.09.020

## Simulation and Research of Explosive Goods Transportation Route Choice Algorithm

LI Sheng-pu, WANG Xiao-hui

(College of Computer Science and Technology, Pingdingshan University,  
Pingdingshan 467002, China)

**Abstract:** In explosive goods transportation processing, consider not only the transportation cost and lines, but also the transportation risk. Traditional route choice model is just based on cost analysis, the only risk factors are not taken into account in explosive goods transportation, route selection is missing. Explosive goods transportation vehicle routing selection method is proposed based on particle swarm discrete transform algorithm. According to the principle of least square method related, dangerous environment function of the transportation path is calculated, getting fitting curve of dangerous degree, according to the function obtain the dangerous degree in transportation path. According to the objective function of minimum harm way choice, all optimization variables are binary encoding, and discretization is carried out for coding results, implementing the explosive goods transportation vehicle routing choice. Experimental results show that the improved algorithm is used to explosive goods transportation vehicle routing choice, reducing the path error and path selection.

**Key words:** dangerous goods; transportation vehicles; path choice; least square method

## 0 引言

为了确保危险品能够安全顺畅地到达目的地,危险品运输车辆必须选择最合适的路线。在运输的过程中,需要对运输成本和运输风险进行综合考虑,制定最优运输方案。但是在传统的危险品运输路径选择模型中,只考虑到运输成本,而忽略了运输中的风险因素,因此这种传统的危险品运输路径存在较大弊端。

危险品运输车辆路径选择是指给定运输条件,以及起始和目标的位置,按照某一性能指标,选择一条从起始点到目标点的路径<sup>[1-2]</sup>,使危险品运输车辆能安

全到达目的地,是交通运输领域研究的核心问题之一<sup>[3]</sup>。对危险品运输车辆路径选择方法进行深入研究,可以提高危险品运输车辆的安全性能<sup>[4]</sup>。现阶段,主要的危险品运输车辆路径选择方法包括基于人工蜂群算法的路径选择方法、基于蚁群算法的运输车辆选择方法和基于神经网络算法的运输车辆选择方法<sup>[5-9]</sup>。其中,最常用的是基于人工蜂群算法的运输车辆选择方法。由于运输车辆选择方法拥有极为广阔的发展空间,因此,受到了很多专家的重视,成为大家研究的热点问题,拥有巨大的发展潜力<sup>[10-11]</sup>。

收稿日期:2014-11-14

修回日期:2015-02-16

网络出版时间:2015-08-26

基金项目:河南省重点科技攻关项目(132102210443)

作者简介:李圣普(1983-),男,硕士研究生,讲师,研究方向为物联网技术及应用。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20150826.1603.068.html>

粒子群算法(PSO)是1995年由Eberhart和Kennedy提出的一种智能优化算法。该算法具有搜索机制较为简单,收敛速度快,运算量小等优点,近年来被广泛应用到解决各种复杂问题中,并被证明比遗传算法等传统的搜索算法性能更优越。为了避免传统方法的弊端,必须利用新的方法选择危险品运输车辆路径。粒子群算法在进行大规模搜索时,能够避免陷入局部最优解的缺陷,因此,非常适合应用到复杂的危运路径的选择方面<sup>[12-15]</sup>。为此,根据粒子群算法的原理,提出一种基于粒子群离散变换算法的危险品运输车辆路径选择方法。

## 1 危险品运输路径选择算法基础

对危险品运输线路的选择关系到运输过程中的效率和安全。目前,在运输行业中,针对危险品运输是一项十分复杂并重要的工作。普遍利用最优路径成本计算危险品运输车辆路径最优解。基本原理如下:

设车辆的初始数量是  $mx_i(1, 2, \dots, m)$ , 车辆在人工搜索中表示解的集合,用  $x_i(1, 2, \dots, m)$  表示,其中每个解都可以用  $d$  维向量描述。对路径进行搜索时,循环搜索车辆,首先根据对应的解对邻域进行一次搜索,如果搜索到的解比原来的解更优越,则将搜索到的解代替原来的解;所有的搜索全部结束时,会利用通知的方式将信息传达给路径选择模型,模型根据与车辆信息量相关的概率选择车辆。确定车辆的路径后,利用相似邻域的搜索方法,在搜索的过程中不断保留较好的解,持续重复这种搜索方式,直至搜索到最优的路径选择结果。

在搜索车辆的过程中,能够利用以下公式确定车辆的更新位置:

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij}(x_{ij} - x_{kj}) \quad (1)$$

式中,  $k \in (1, 2, \dots, SN)$ ,  $j \in (1, 2, \dots, d)$ , 是任意选择下标;  $r_{ij} \in [-1, 1]$  为中间一个任意数,其主要作用是决定  $x_{ij}$  邻域范围的大小,在搜索逐渐接近最优解的过程中,邻域的范围会越来越小。

利用以下公式能够描述选择车辆概率  $P_i$ :

$$P_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{j=1}^{SN} \text{fit}_j} \quad (2)$$

式中,  $\text{fit}_i$  表示第  $i$  个解的适应度值。

若在搜索经过有限次循环之后,得到的解仍然没有变化,则能够判定此解已经成为局部最优解。这个位置的解将会被舍弃,与该位置对应的车辆将转化为待更新路径车辆,搜索新的车辆。利用以下公式能够描述这种转化过程:

$$x_i = x_{\min} + \text{rand}(0, 1)(x_{\max} - x_{\min}) \quad (3)$$

计算危险品运输车辆路径的最优解时,能够利用以下过程描述最优解的搜索过程:

(a)对参数进行初始化。在初始化时,需要确定算法的可行解的数量  $m$ , 最大迭代次数  $G_{\max}$  和最大限制次数 Limit 值。

(b)利用格栅化方法对危险品运输车辆的运输道路环境建立模型,并采集环境中的风险因素。

(c)设置迭代次数的初始值  $G = 0$ 。

(d)在危险品运输车辆运输的区域内随机产生  $m$  个风险因素,利用公式(2)计算风险因素的适应度值。风险因素的位置位于前  $m/2$  个风险因素之内,并与模型逐一对应。设置标志风险因素初始值为  $K(i) = 0$ , 对同一车辆的有停留次数进行记录。

(e)利用公式(1)进行风险因素的搜索,并计算搜索到解的适应度值,若搜索到的适应度值优于之前的搜索结果,则将当前的搜索值代替之前的搜索值,并对车辆的位置确定为当前的位置。令  $K(i) = 0$ , 不允许出现:  $K(i) = K(i) + 1$ 。

(f)利用公式(2)对选择车辆的概率进行计算,并确定车辆。利用公式(3)将前一个路径转化为后一个路径进行核对。同时对车辆周围进行搜索并标记较优车辆的位置,对  $K$  进行更新。

(g)转化条件是:  $K(i) > \text{Limit}$ , 完成转化后,继续进行较优车辆的搜索。

(h)将搜索到的最优车辆进行记录,最优车辆即算法的最优解。

(i)随着迭代次数的增加,  $G = G + 1$ , 若  $G > G_{\max}$ , 则当前的解即为危险品运输车辆通过的路径点;并跳转到步骤(j), 否则跳转到步骤(f)。

(j)对此刻危险品运输车辆已规划窗口中的所有路径点,能够获得此刻危险品运输车辆行驶过的路径,并将最后的危险品运输车辆路径点作为下一时刻车辆的出发点,并跳转至步骤(e)。

(k)将危险品运输车辆的起始点与最终停车点连接起来,得到危险品运输车辆路径。

危险品运输车辆必须选择最优路线模型,以保证运输安全。但是,危险品运输过程中,不但需要考虑运输成本和运输线路,还需要考虑运输风险的因素。传统的路线选择模型仅仅以成本分析为基础,没有加入危险品运输的风险因素,路线选择存在较大缺失。

## 2 危险品运输路径选择优化方法理论

利用传统的算法进行运输路径选择时,主要考虑的是成本因素,而危险品运输的重点在运输过程中的风险因素,导致危险品运输车辆在运输的过程中会出现各种未知的风险因素。针对传统算法的缺陷,文中

提出了一种基于粒子群离散变换算法的危险品运输车辆路径选择方法。

该方法的首要问题是建立计算运输过程的风险因素函数。根据最小二乘算法的相关原理,能够得到的序列拟合成曲线和曲线函数。最小二乘算法的优点是在已知数据量较少的情况下拟合出精度很高的曲线和曲线函数。利用最小二乘算法结合灰色系统建模的相关理论,建立危险品运输车辆路径风险因素函数的过程如下:

设存在如下序列:

$$\mathbf{X}^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\} \quad (4)$$

式中,  $x^{(0)}(k) \geq 0, k = 1, 2, \dots, n$ 。  $x^{(0)}$  的 1-AGO 序列  $x^{(1)}$  能够利用式(5)描述:

$$\mathbf{X}^{(1)} = \{x^{(1)}(1), x^{(1)}(2), \dots, x^{(1)}(n)\} \quad (5)$$

式中

$$x^{(1)}(k) = \sum_{i=1}^k x^{(0)}(i), k = 1, 2, \dots, n \quad (6)$$

$\mathbf{X}^{(1)}$  的紧邻均值构成的序列  $\mathbf{Z}^{(1)}$ :

$$\mathbf{Z}^{(1)} = \{z^{(1)}(2), z^{(1)}(3), \dots, z^{(1)}(n)\} \quad (7)$$

式中

$$z^{(1)}(k) = 0.5x^{(1)}(k) + 0.5x^{(1)}(k-1), k = 2, 3, \dots, n \quad (8)$$

利用上述公式得到的最小二乘的估计数列,能够利用式(9)描述:

$$\hat{\mathbf{a}} = [\mathbf{a}, \mathbf{b}]^T = (\mathbf{B}^T \mathbf{B})^{-1} \mathbf{Y} \quad (9)$$

对上述公式进行计算,将得到的值作为累加算子,并代入以下公式,对求得数据的估计值进行还原:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = \hat{x}^{(1)}(k+1) - \hat{x}^{(1)}(k) \quad (10)$$

对危险品运输车辆在运输过程中可能面临的风险因素进行调查,并将调查得到的数据作为原始数据,利用以下序列能够描述调查得到的风险因素:

$$\mathbf{X}^{(0)} = \{x^{(0)}(1), x^{(0)}(2), \dots, x^{(0)}(n)\}$$

利用累加算子对得到的风险因素原始序列进行处理,过程如下:

(1) 对  $\mathbf{X}^{(0)}$  利用 1-AGO 算子处理能够得到  $\mathbf{X}^{(1)}$ ;

(2) 对  $\mathbf{X}^{(1)}$  利用紧邻均值处理能够得到  $\mathbf{Z}^{(1)}$ ;

(3) 将全部估计值进行累减还原处理能够得到危险品运输车辆在运输过程中的风险因素函数。利用式(11)描述:

$$\hat{x}^{(0)}(k+1) = (1 - e^a) \left[ x^{(0)}(1) - \frac{b}{a} \right] e^{-ak}, k = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

利用上述方法能够得到危险品运输车辆在运输过程中的危险因素的拟合曲线函数,利用计算出的拟合值能够对曲线函数模型进行精度检验。

在进行危险品运输车辆路径选择时,需要特别注

意这两点:合理选择待优化变量;明确搜索任务中目标函数。

因此,在进行最优危险品运输车辆路径搜索时,首先对各种风险因素作为待优化变量  $x_{ijk}, y_{ik}$  进行编码,将运输总路径最小化作为目标函数,则危险品运输车辆路径的目标函数能够利用组合优化进行描述。利用粒子群优化算法能够对待优化变量的组合优化搜索最优解。

在利用粒子群优化算法寻求路径的最优解之前,需要将对运输过程中的风险因素  $x_{ij}, i \in N, j \in M$  作为待优化变量进行编码,文中利用二进制编码的方法。在利用离子群算法进行最优解的搜索中,需要将连续的粒子群与离散的粒子群进行映射。进行映射时,首先需要将连续的粒子个体转化为离散的粒子个体,对于全部独立的粒子进行赋值处理,正数取值为 1,负数取值为 0,利用这种方法能够得到离散的二进制粒子:

$$D(\vec{p}(k)) = \text{sign}(\vec{p}(k)) \quad (12)$$

### 3 算法仿真结果分析

为了验证改进算法的有效性,需要利用 Matlab 仿真软件进行一次仿真实验。设危险品运输车辆的初始点是  $q_1 = [25, 47, 32]^T$ 。

实验中,危险品运输车辆的行驶速度如图 1 所示。

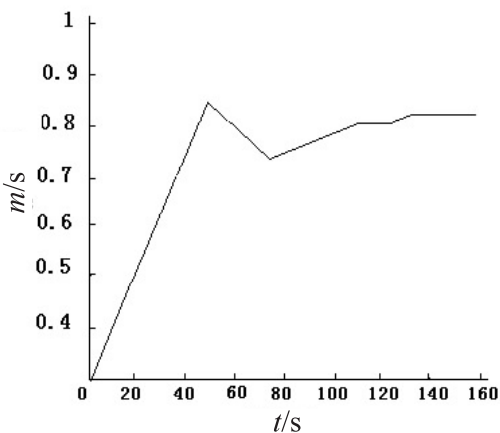


图 1 危险品运输车辆行驶速度

为了验证改进算法的优越性,需要进行比对实验。将以上实验得到的数据进行整理汇总,结果如表 1 和表 2 所示。

在进行实验时,利用不同算法进行危险品运输车辆的路径选择会产生误差,如图 2 所示。

实验分别利用改进算法和传统算法进行危险品运输车辆最小路径选择。结果如图 3 所示。

根据上述实验结果可知,利用改进算法进行危险品运输车辆最小路径选择,相对传统的算法选择误差和协同误差的收敛性能更优越,能够在较短时间内收

敛到零,充分体现出改进算法的优越性。

表1 传统算法实验数据结果

时间/s	路径协同误差/%	路径选择误差/%
5	27	2
10	24	5
15	21	7
20	20	9
25	20	9
30	19	12
35	17	15
40	11	14
45	12	12
50	9	16

表2 改进算法实验结果

时间/s	路径协同误差/%	路径选择误差/%
5	6	5
10	5	3
15	3	2
20	1	1
25	0	1
30	0	0
35	0	0
40	0	0
45	0	0
50	0	0

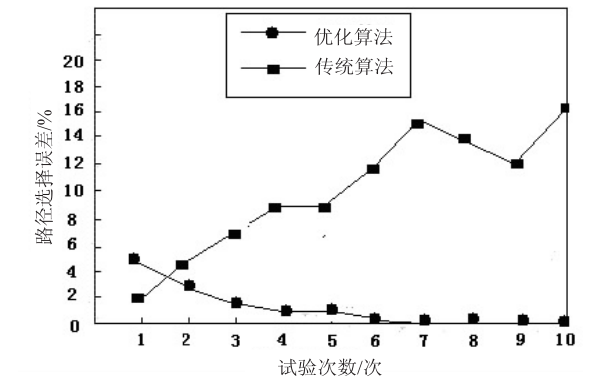


图2 不同算法路径选择的误差

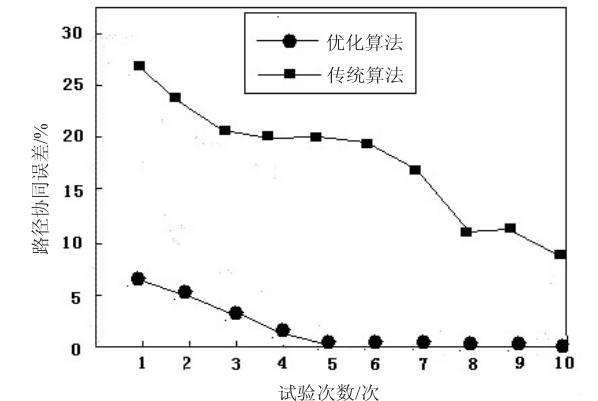


图3 不同算法的对比实验结果

由以上的实验结果可知,利用改进算法能够避免传统算法没有考虑危险品运输车辆运输的过程中风险因素的缺陷,能够选择最优的最小危害运输路径,效果令人满意。

4 结束语

危险品运输过程中,不但需要考虑运输成本和运输线路,还需要考虑运输风险的因素。传统的路线选择模型仅仅以成本分析为基础,很少考虑危险品运输的风险因素,路线选择存在较大缺失。文中提出一种基于粒子群离散变换算法的危险品运输车辆路径选择方法。根据最小二乘法,利用运输路径危险环境函数,能够得到危险程度拟合曲线,根据曲线函数能够得到运输路径中的风险因素。利用最小危害路径选择的目标函数,对所有的待优化变量进行二进制编码,并针对编码结果进行离散化变换,实现危险品运输车辆路径的选择。实验结果表明,粒子群离散变换算法与传统算法相比,有较大的优越性。因此,可以将这种算法广泛应用于危险品运输车辆运输领域,对危险品运输车辆路径进行合理选择,从而有效减少运输过程中的风险。

参考文献:

[1] 张英辉,张水平,张凤琴,等. 基于 OpenStreetMap 最短路径算法的分析与实现[J]. 计算机技术与发展,2013,23(11): 37-41.

[2] 陈华志,谢存禧,曾德怀. 基于神经网络的移动机器人路径规划算法的仿真[J]. 华南理工大学学报:自然科学版, 2003,31(6):56-59.

[3] 张丽娜. 道路危险品运输网络设计模型与算法研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2013.

[4] 王莉荣,祁云嵩. 基于函数最优解问题的粒子群算法改进[J]. 计算机技术与发展,2013,23(2):49-51.

[5] 张璐,张国良,张维平,等. 基于粒子群三次样条优化的局部路径规划方法[J]. 计算机技术与发展,2012,22(11): 145-148.

[6] 任春明,张建勋. 基于优化蚁群算法的机器人路径规划[J]. 计算机工程,2008,34(15):1-3.

[7] 赵礼峰,梁娟. 最短路问题的 Floyd 改进算法[J]. 计算机技术与发展,2014,24(8):31-34.

[8] Nikolos I K, Valavanis K P, Tsourveloudis N C, et al. Evolutionary algorithm based offline/online path planning for UAV navigation[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 2003, 33(6): 898-912.

[9] Avneesh S, Erik A, Sean C, et al. Real-time path planning in dynamic virtual environment using multi-agent navigation

其中,  $x_i$  为吞吐量;  $n$  为参与的个数。

公平性指数越接近 1, 网络越公平, 反之, 越不公平。在相同仿真条件下, 分别对 CHOKe, gCHOKe, sg-CHOKe 算法进行仿真, 计算得到相同条件下各算法在各个时间段下的公平性指数, 见表 1。

表 1 各算法公平性指数对比表

	sgCHOKe	gCHOKe	CHOKe
0 ~ 20 s	0.734 322	0.647 522	0.542 733
20 ~ 40 s	0.786 512	0.642 345	0.623 455
40 ~ 60 s	0.893 455	0.893 566	0.820 344
60 ~ 80 s	0.933 455	0.933 002	0.921 335
80 ~ 100 s	0.972 344	0.973 014	0.963 345

从表 1 可以看出, sgCHOKe 算法的公平性指数在大部分时间都是最高的, 尤其是在 0 ~ 40 s 这个阶段效果更为明显, 此时 UDP 速率刚开始递增。sgCHOKe 算法由于针对 UDP 非适应性流的采样机制和击中机制来双重处理 UDP 流, 使得网络中的 UDP 流所能占用的带宽会被进一步遏制, 相比 CHOKe 和 gCHOKe 算法, 它的网络公平性指数更高。

4 结束语

文中在 gCHOKe 的基础上提出了 sgCHOKe 算法, 加入了采样机制提高了 CHOKe 击中的比较次数, 并且通过一种新的分组丢弃策略, 将可能性高的非适应性流大量丢弃, 并对击中分组进行再抽取进行击中比较的方式, 来保护适应性流, 惩罚非适应性流。通过 NS2 仿真软件的实验与分析, 结果表明 sgCHOKe 算法拥有更高的带宽公平性, 很有效地提高了非适应性流击中的概率, 保护了适应性流并惩罚了非适应性流, 拥有更高的网络公平性指数。

参考文献:

[1] Floyd S, Jacobson V. Random early detection gateways for congestion avoidance[J]. IEEE Transactions on Networking, 2008, 14(3): 526-530.

[10] 巩敦卫, 耿娜, 张勇. 密集障碍物环境下基于凸包和微粒群优化的机器人路径规划[J]. 控制理论与应用, 2012, 29(5): 609-616.

[11] Eluru N, Chakour V, El-Geneidy A M. Travel mode choice and transit route choice behavior in montreal: insights from McGill University members commute patterns [J]. Public Transport, 2012, 4(2): 129-149.

1993, 1(4): 397-413.

[2] 龚静, 吴春明. S-CHOKe: 一种增强 CHOKe 公平性的主动式队列管理算法[J]. 电子学报, 2010, 38(5): 1100-1104.

[3] 姜明, 边浩, 张少丽. 改进的基于 CHOKe 击中历史的公平主动式队列管理[J]. 计算机应用, 2010, 30(2): 289-291.

[4] Pan R, Prabhakar B, Psounis K. CHOKe: a stateless active queue management scheme for approximating fair bandwidth allocation[C]//Proceedings of IEEE INFOCOM 2000. Piscataway: IEEE, 2000: 942-951.

[5] 吴春明, 姜明, 朱森良. 几种主动式队列管理算法的比较研究[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 429-434.

[6] 刘艺, 孙鹤旭. 基于 BLUE 的主动队列管理算法分析[J]. 沈阳工程学院学报: 自然科学版, 2008, 4(1): 56-59.

[7] Eshete A, Jiang Yuming. Protection from unresponsive flows with geometric CHOKe[C]//Proc of ISCC. [s. l.]: [s. n.], 2012.

[8] 王建新, 周雄伟, 杨湘. 一种惩罚非适应流的无状态主动队列管理算法[J]. 系统工程与电子技术, 2006, 28(12): 1935-1939.

[9] 汤德佑, 骆嘉伟, 张大方, 等. 一种提高稳定性和公平性的主动队列管理机制[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(7): 1136-1142.

[10] Chhabra P, John A, Saran H, et al. Controlling malicious sources at internet gateways[C]//Proc of IEEE international conference on communication. Anchorage: IEEE, 2003: 1636-1640.

[11] 李学锋, 郑毅. 一种基于抽样统计改进的 CHOKe 算法[J]. 计算机时代, 2013(8): 49-51.

[12] 姜明, 边浩, 陈勤. HCHOKe: 改进的公平主动队列管理算法[J]. 计算机工程, 2010, 36(10): 115-117.

[13] 王秀利. AQM 算法在 NS2 中的实现及其性能评价[J]. 计算机科学, 2009, 36(5): 60-64.

[14] Jain R, Chiu D M, Hawe W. A quantitative measure of fairness and discrimination for resource allocation in shared systems [R]. [s. l.]: [s. n.], 1984.

[12] Golmakani H R, Birjandi A R. A two-phase algorithm for multiple-route job shop scheduling problem subject to makespan [J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 67(1): 203-216.

[13] 杨玲玲, 马良. 非线性规划的混沌粒子群优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(10): 15-17.

[14] 何娟, 涂中英, 牛玉刚. 一种遗传蚁群算法的机器人路径规划方法[J]. 计算机仿真, 2010, 27(3): 170-174.

[15] 王越, 吕光宏. 改进的粒子群求解多目标优化算法[J]. 计算机技术与发展, 2014, 24(2): 42-45.

# 安全优先运输路径选择算法研究与仿真

作者: [李圣普](#), [王小辉](#), [LI Sheng-pu](#), [WANG Xiao-hui](#)  
作者单位: [平顶山学院 计算机科学与技术学院, 河南 平顶山, 467002](#)  
刊名: [计算机技术与发展](#)   
英文刊名: [Computer Technology and Development](#)  
年, 卷(期): 2015 (9)

引用本文格式: [李圣普](#), [王小辉](#). [LI Sheng-pu](#). [WANG Xiao-hui](#) [安全优先运输路径选择算法研究与仿真](#) [期刊论文] - [计算机技术与发展](#) 2015 (9)