

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2107337

# 自动驾驶电动汽车避障控制算法\*

李 宁, 魏 登, 曹裕捷, 田博文, 李 洁  
(西安理工大学电气工程学院 西安 710054)

**摘 要:** 电动汽车具有操作简单、可持续发展等优势, 因此被广泛应用, 而避障作为自动驾驶电动汽车在行驶过程中非常重要的部分, 对发展自动驾驶车辆具有重要意义。本文提出一种基于遗传算法(GA)的自主避障控制算法, 解决了传统算法只能在横向避障的缺陷。在集群行为规则的基础上, 利用运动学和动力学设计对应的三种速度项, 同时通过本文所设计的适应度函数来验证此算法的避障能力。最后通过 Ubuntu 进行了仿真验证, 对应的自启动速度分别为 4、6 和 8 m/s 时, 最终适应度分别为 0.92、0.87 和 0.8, 其中 6 个适应度函数中的 4 个恰好为 1(完全无碰撞), 得出所提出的自主避障控制算法稳定性高、操作简单以及有较强的避障能力。

**关键词:** 电动汽车; 自主避障; 遗传算法; 适应度函数; 集群规则

**中图分类号:** TP242.6 TH701 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.80

## Obstacle avoidance control algorithm for self-driving electric vehicles

Li Ning, Wei Deng, Cao Yujie, Tian Bowen, Li Jie

(School of Electrical Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710054, China)

**Abstract:** Electric vehicles have advantages of simple operation and sustainable development, which have been widely used. Obstacle avoidance is a very important part of the autonomous driving of electric vehicles. It is of great significance to the development of autonomous vehicles. This paper proposes an autonomous obstacle avoidance control algorithm based on the genetic algorithm (GA), which solves the problem that traditional algorithms can only avoid obstacles horizontally. Based on the genetic algorithm and cluster behavior rules, three corresponding velocity terms are designed by kinematics and dynamics. The obstacle avoidance ability of the proposed algorithm is evaluated by the fitness function designed in this paper. Finally, simulation results of Ubuntu show that the final fitness is 0.92, 0.87 and 0.8 when the corresponding self-starting speed is 4, 6 and 8 m/s, respectively. Four of the six fitness functions are exactly 1 (completely collision free). It is concluded that the proposed autonomous obstacle avoidance control algorithm has advantages of high stability, simple operation and strong obstacle avoidance ability.

**Keywords:** electric vehicle; autonomous obstacle avoidance; order parameter; adjust function; cluster rules

## 0 引 言

随着人们对汽车节能、安全和智能化的要求不断提高, 提高能源利用效率和增强汽车安全性能一直是汽车工业发展进程中需要解决的重要难题<sup>[1-2]</sup>, 无污染的电动汽车和自动驾驶技术受到越来越多的关注, 而避障功能是自动驾驶技术中一项重要的功能。自动驾驶系统可根

据感知获得的 **genetic algorithm-GA** 选择最优的避障方法和路线, 灵活控制车辆的速度和转向, 实现平稳和安全的行驶<sup>[3]</sup>, 总的来说, 智能电动汽车是一类具备特殊功能的智能机器人<sup>[4-5]</sup>。

近年来, 国内外学者针对智能机器人路径规划进行了大量的研究, 具有代表性的方法有 3 类, 即基于仿生物学<sup>[6-9]</sup>, 基于数形结合寻径法<sup>[10-12]</sup> 及基于虚拟势能法<sup>[13]</sup>。在仿生物学方法中, 文献[6]和文献[9]提出一

收稿日期: 2021-01-05 Received Date: 2021-01-05

\* 基金项目: 国家自然科学基金(51507140)、江苏省配电网智能技术与装备协同创新中心开放基金(XTCX202007)、西安市科技计划项目(GXYD14.10)、西安市碑林区区科技项目(GX1918)资助

种改进蚁群算法来提高收敛速度,降低局部最优解的概率。文献[7]提出一种基于萤火虫算法用于不确定环境中的移动机器人导航。文献[8]提出了一种人工势场-差分进化混合算法,该算法的收敛速度和求解质量均优于基本差分进化算法。但是仿生物学法不可避免会比较耗时且容易陷入局部最优解。在数形结合寻径的方法中,文献[10]提出一种移动机器人转角选取避障方法,此方法主要针对某一转角实现避障,较难实现全局最优解问题,文献[11]研究在已知环境下运用一种基于遗传算法和模拟退火算法相结合的技术对移动机器人进行最优路径的规划方法,此方法解决了传统遗传算法存在局部搜索能力差的问题,文献[12]提出了一种改进量子粒子群优化算法(quantum-behaved particle swarm optimization, QPSO)和Morphin算法的混合路径规划方法,采用粒子群对全局进行搜索寻优,采用Morphin算法对局部路径规划,解决了机器人在复杂环境下的最优路径,但上述方法采用的两种算法都较为复杂且要求较高。在虚拟势能法中,文献[13]提出静电势方法解决移动机器人路径规划,通过优化实现无碰撞和快速接近目标,其方法用于静态和动态环境中。由于虚拟势能法是根据势能的大小而非精准障碍物数据实现避障,所以很难实现精准避障。文献[14]提出了基于BP神经网络机器人实时避障算法,相较于人工势能场方法相比更短,更较好地应用于复杂多障碍物场景,但文中只给出了单个机器人的研究结果,并未对多机器人同时避障、避撞进行研究。

由上述文献可以看出,针对机器人的避障算法同样可以适用在电动汽车上。目前电动汽车的避障策略,也有一些文献进行了研究。文献[15]基于模型预测控制算法,设计一种集成避障路径规划与轨迹跟踪控制器,以提高车辆的智能性及舒适性,但不能预测道路临时的突发状况。文献[16]利用移动目标横穿马路的速度、相对位置,建立横向安全距离模型,并提出一种基于横向安全距离模型的主动避障算法,但只针对横向运动的车辆具有安全性。文献[17]针对冗余机器人避障问题,提出一种基于伪距离且无需主从任务转换的冗余机器人避障算法。采用具有解析式的伪距离算法计算机器人与障碍物之间的接近程度,通过分析伪距离与欧式距离换算关系求取机器人与障碍物之间最小欧式距离,提出的冗余机器人避障方法对不同冗余自由度的机器人避障问题求解具有一定的通用性。但此避障算法只解决了静态避障问题,对于动态避障问题并没有解决。文献[18]针对城市道路环境,将全局路径规划和局部路径规划方法相结合,提出了基于虚拟障碍物的路径规划方法,该算法不仅能够充分利用已知环境信息生成全局最优路径,而且能够实时处理随机动态障碍,但没有针对电动汽车变换车道时需要与附近运动的其他汽车通讯来避免碰撞。

为了避免上述方法中所出现的问题,本文提出一种基于智能控制的自动避障算法,该算法可以根据动/静态环境的改变随时做出反应。此算法首先结合了动力学和运动学,基于遗传算法提出一种适应避障的改进公式;然后对改进公式设计了顺序参数和适应度函数,通过顺序参数和适应度函数来验证该算法的可行性;最后在linux系统下的Ubuntu软件对该算法进行了仿真,结果显示该算法具有高度避障能力。

## 1 基于集群规则的数学模型

### 1.1 集群规则原理

根据早期基于微观主体的模型,建立和维持无碰撞集群只需要理想主体之间3种的相互作用:短程排斥,中程速度校准和远程吸引。在这些一般规则的基础上,数以百计的模型已经被用来描述动物,人类,甚至迁移细胞的同步集体运动,这些系统被称为自组织系统。自组织集群模型最近的一个应用是在机器人集体学中,作为安全操作的首要条件,可以在这些相互作用的基础上,研究电动汽车自动避障控制算法。本文将使用3种相互作用的前两项,同时加入墙壁规则和障碍物规则。

图1展示了建立和维持无碰撞集群需要感知周围临近个体的行驶信息,在每一时刻做出行驶决策都需要3条简单的规则,即短程排斥、中程速度一致、以及向群体中心聚集。

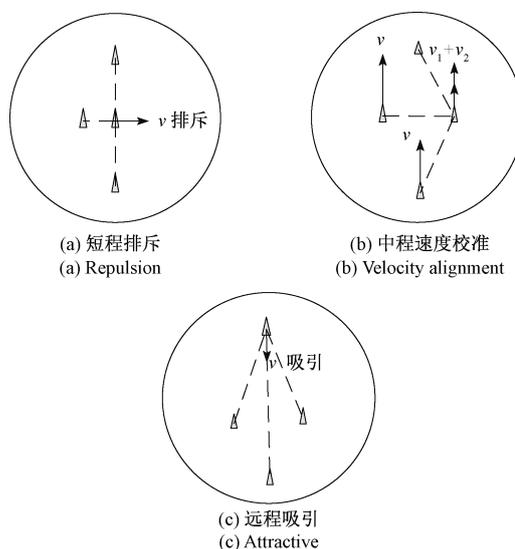


图1 集群的行为规则

Fig. 1 Behavioral rules of the cluster

### 1.2 基于集群规则的数学模型

根据集群行为规则知道每一时刻要做到无碰撞需要感知周围的环境,即在很短的时间内都要循环测试,正好

符合了遗传算法的迭代过程,由于电动汽车只需要行驶在无碰撞情况,本文舍去集群规则中的第3项远程吸引。在下面的小节中,本文将给出该模型的精确数学公式。

### 1) 排斥项(短程排斥)

对于局部排斥,本文选择一个简单的半弹簧模型,即一个线性距离相关的中心速度项,在最大相互作用范围 $r_0^{rep}$ (排斥范围)内,汽车开始相互排斥,排斥项为:

$$\mathbf{v}_{ij}^{rep} = \begin{cases} p^{rep} \cdot (r_0^{rep} - r_{ij}) \cdot \frac{\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j}{r_{ij}}, & r_{ij} < r_0^{rep} \\ \mathbf{0}, & r_{ij} \geq r_0^{rep} \end{cases} \quad (1)$$

式中: $p^{rep}$ 是排斥线性系数; $r_{ij} = |\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_j|$ 是汽车 $i$ 和 $j$ 之间的距离;汽车 $i$ 相对于其他汽车计算的总排斥速度项为:

$$\mathbf{v}_i^{rep} = \sum_{i \neq j} \mathbf{v}_{ij}^{rep} \quad (2)$$

### 2) 速度校准项(中程速度校准)

速度校准可以通过速度校准项来获得,该校准项取决于附近汽车的速度矢量差异。由于其它外在或者内在因素影响,例如排斥的延迟和噪声响应而出现的自激振荡,所以必须具有汽车之间的速度校准项,以集体行为来实现同步运动,还有一个条件,如果汽车的加速度是有限的,大的速度差应该要有更大的距离,以避免碰撞。

为了满足上述所有要求,作为速度校准项的理论基础,本文构建了一个理想的制动曲线,即在空间中的平滑速度衰减函数,其符号为 $D$ ,如式(3)所示。此函数和汽车之间的距离,汽车的加速度有关。

$$D(r, a, p) = \begin{cases} 0, & r \leq 0 \\ rp, & 0 < rp < a/p \\ \sqrt{2ar - a^2/p^2}, & rp \geq a/p \end{cases} \quad (3)$$

式中: $r$ 是汽车和预期停止点之间的距离; $a$ 是加速度; $p$ 是线性增益;也是确定减速阶段之间的临界点。

本文的速度校准项背后的基本原理是禁止两个汽车在给定距离上的速度差大于理想制动曲线所允许的速度差,如式(4)所表示,因此,在式(1)和(4)的基础上,速度校准项为:

$$\mathbf{v}_{ij}^{frictmax} = \max(\mathbf{v}^{frict}, D(r_{ij} - r_0^{frict}, a^{frict}, p^{frict})) \quad (4)$$

$$\mathbf{v}_{ij}^{frict} = \begin{cases} C^{frict} (\mathbf{v}_{ij} - \mathbf{v}_{ij}^{frictmax}) \frac{\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j}{v_{ij}}, & v_{ij} > v_{ij}^{frictmax} \\ \mathbf{0}, & v_{ij} \leq v_{ij}^{frictmax} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $C^{frict}$ 是速度校准的误差减小系数;定义 $\mathbf{v}^{frict}$ 为一个速度差定值,与汽车间距离无关; $r_0^{frict}$ 是汽车 $i$ 的预期停止点相对于汽车 $j$ 之间的距离; $p^{frict}$ 和 $a^{frict}$ 是校准的线性增益和加速度参数; $v_{ij} = |\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_j|$ 是 $i$ 和 $j$ 之间速度差的幅值。汽车 $i$ 相对于其他汽车计算的总速度校准项(类似于总排斥项)为:

$$\mathbf{v}_i^{frict} = \sum_{j \neq i} \mathbf{v}_{ij}^{frict} \quad (6)$$

如图2所示,虚线描绘了汽车之间的排斥速度和距离之间的函数。实线是最大允许速度差随汽车间距离的变化函数。

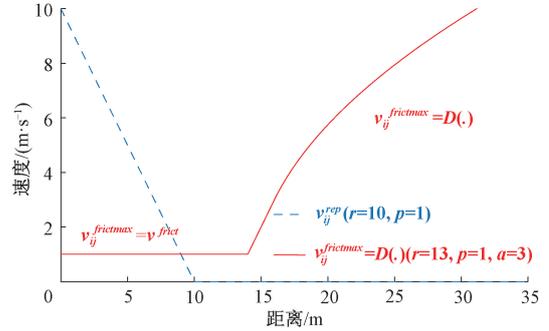


图2 排斥项和速度校准项的直观描述图

Fig. 2 Intuitive descriptions of repelling items and speed calibration items

### 3) 与障碍物的作用项

为了保持汽车在一起行驶,本文设计了一个有界正方形空间,这个空间具有排斥作用的虚拟墙。这些虚拟墙带着一定的速度, $\mathbf{v}^{shill}$ 。靠近墙壁的汽车应该减小它们的速度到虚拟墙的速度。本文引入上一节的速度校准项设计与虚拟墙的作用项:

$$\mathbf{v}_{is}^{shillmax} = D(r_{is} - r_0^{shill}, a^{shill}, p^{shill}) \quad (7)$$

$$\mathbf{v}_{is}^{wall} = \begin{cases} (v_{is} - v_{is}^{shillmax}) \cdot \frac{\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_s}{v_{is}}, & v_{is} > v_{is}^{shillmax} \\ \mathbf{0}, & v_{is} \leq v_{is}^{shillmax} \end{cases} \quad (8)$$

这些公式类似于化简后的式(4)和(5):本文不允许墙壁的速度变化,所以保持误差比例系数( $C^{shill}$ )为1,以获得较好的校准。在上述公式中,底数 $s$ 为所有墙面多边形定义的虚拟墙; $r_{is} = |\mathbf{r}_i - \mathbf{r}_s|$ ,其中 $\mathbf{r}_s$ 代表虚拟墙的位置,位于任意多边形的给定边缘相对于汽车 $i$ 的最近点; $v_{is} = |\mathbf{v}_i - \mathbf{v}_s|$ ,其中 $\mathbf{v}_s$ 代表虚拟墙的速度,垂直指向虚拟墙的边缘,幅值为 $v^{shill}$ 。

使用相同的概念可以避免空间内的凸形障碍物,但是虚拟墙是从墙面向外移动,而不是向内移动。因此,对于每一个个体 $i$ 和障碍物 $s$ ,本文定义一个速度分量矢量,类似于式(8),使用与虚拟墙相同的参数,与障碍物的速度校准项定义为 $\mathbf{v}_{is}^{obstacle}$ 。

### 4) 自启动作用项

除了上面介绍的汽车-汽车和汽车-障碍物的相互作用之外,还在汽车的期望速度中添加了一个简单的自启动项。对于汽车 $i$ ,该自启动项与实际速度矢量 $\mathbf{v}_i$ 方向一致,并且具有一定的恒定量值 $\mathbf{v}^{block}$ 。

### 5) 最终期望速度

为了计算所需的速度,取前面介绍的所有相互作用项的矢量和:

$$\tilde{\mathbf{v}}_i^d = \frac{\mathbf{v}_i}{|\mathbf{v}_i|} \mathbf{v}^{flock} + \mathbf{v}_i^{rep} + \mathbf{v}_i^{frict} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{wall} + \sum_s \mathbf{v}_{is}^{obstacle} \quad (9)$$

在这个叠加之后,本文还引入了一个速度截止点  $v^{\max}$ ,保持所需速度的方向,但如果它超过极限,则减小它的幅值:

$$\mathbf{v}_i^d = \frac{\tilde{\mathbf{v}}_i^d}{|\tilde{\mathbf{v}}_i^d|} \min\{|\tilde{\mathbf{v}}_i^d|, v^{\max}\} \quad (10)$$

所求得的  $\mathbf{v}_i^d$  为电动汽车最终实时运行的速度大小和方向。

## 2 基于遗传算法对电动汽车避障模型的求解

### 2.1 遗传算法原理

根据文献和研究实验展示,遗传算法 (genetic algorithm, GA) 是一种比较有效解决复杂问题的方法。通过对迭代过程的不断循环,能够使最优个体的适应度和种群的平均适应度不断提高。一旦找到问题的最优解或达到最大循环次数时,迭代过程即终止,图3为GA的流程图。

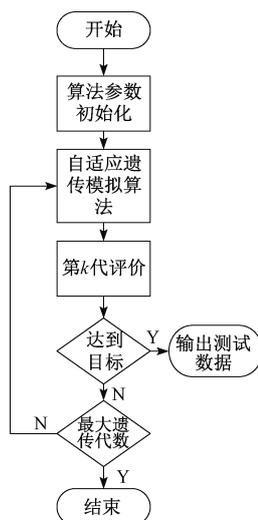


图3 GA流程图

Fig. 3 Flowchart of GA

### 2.2 用于描述相关性的顺序参数

汽车群体稳定性的定量要求尤为重要,为此,本文采用了两种措施:避免碰撞和避免障碍。相关性通常由空间速度相关来描述,空间速度相关是集体运动的一个普遍接受的顺序参数。

假设  $N$  是包含虚拟墙壁和障碍物的总数量,  $N_i$  是汽车集群的数量,并且  $J_i$  为在同一集群的汽车的集合。基于这些符号,依赖于集群的速度相关表达式采用以下形式:

$$\phi^{corr} = \frac{1}{TN} \int_0^T \sum_{i=1}^N \frac{1}{N_i - 1} \sum_{j \in J_i} \frac{\mathbf{v}_i \cdot \mathbf{v}_j}{|\mathbf{v}_i| |\mathbf{v}_j|} dt \quad (11)$$

$\phi^{corr}$  (速度相关性) 这个值越大越好。除了集群内部的高速相关之外,还可以用通信图本身的特征来表征集群。例如,可以测量断开点的数量 ( $N^{disk}$ , 指无法与任何其他汽车通信的汽车), 或者可以将最小集群大小 ( $N^{\min}$ ) 定义为阈值,以避免系统中只存在非常小的汽车组的情况。当然,最小集群大小应该取决于汽车的总数。出于直观原因,本文选择  $N^{\min} > N/5$  作为仿真上较好的下线。

电动汽车集群中另一个重要的要求是无碰撞运动。本文定义了特征距离  $r^{coll} = 3$  m, 如果两个汽车之间的距离比  $r^{coll}$  更近,就会出现危险情况 (碰撞)。在算法调整过程中,应尽量减少冲突次数,这类似于尽量减少以下参数,即所谓的冲突风险  $\phi^{coll}$ :

$$\phi^{coll} = \frac{1}{TN(N-1)} \int_0^T \sum_{i=1}^N \sum_{j \neq i} h(r^{coll} - r_{ij}(t)) dt \quad (12)$$

其中,  $h(x)$  是单位阶跃函数。

虚拟墙壁相互作用速度项定义为式(8)可以限制集群汽车在封闭空间中的运动,可以被视为避障的一般方法。本文定义了一个用于计算与虚拟墙壁或障碍物的可能碰撞的参数  $\phi^{wall}$ , (该参数越小越好):

$$\phi^{wall} = \frac{\int_0^T \sum_{i=1}^N h(\mathbf{r}_{is}(t)) \mathbf{r}_{is}(t) dt}{\int_0^T \sum_{i=1}^N h(\mathbf{r}_{is}(t)) dt} \quad (13)$$

其中,  $\mathbf{r}_{is}$  是  $r_{is}$  的向量形式,在空间外取正值,在空间内取负值 (障碍物相反),平均值仅在汽车在空间外 (或障碍物内) 的点进行计算。其他为0不需要计算。

利用上述参数,可以为模拟 (或真实) 汽车的安全集群行为定量标准,即  $\phi^{corr} \rightarrow 1$ ,  $\phi^{coll} \rightarrow 1$ ,  $\phi^{wall} \rightarrow 0$  和  $N^{\min} > N/5$ 。

最后,本文还要求群体以一定的集群速度  $v^{vel}$  行驶:

$$v^{vel} = \frac{1}{TN} \int_0^T \sum_{i=1}^N |\mathbf{v}_i(t)| dt \rightarrow v^{flock} \quad (14)$$

### 2.3 适应度函数 (评价函数)

通过使用改进优化算法,对11个模型参数 ( $r_0^{rep}$ ,  $p^{rep}$ ,  $r_0^{frict}$ ,  $C^{frict}$ ,  $v^{frict}$ ,  $p^{frict}$ ,  $a^{frict}$ ,  $r_0^{shill}$ ,  $v^{shill}$ ,  $p^{shill}$  和  $a^{shill}$ ) 的最优值的搜索比参数扫描或任何相对较慢的全局优化方法更有效。在这样一个定义了序参数集的框架内,本文使用单目标适应度函数,该函数包含关于上一小节中给出的顺序参数的几个标准。根据这些假设,可以使用3种不同类型的传递函数来定义全局适应度函数 (这些函数的值应该在0和1之间)。

第一种是单调增长函数  $F_1(\phi)$ , 它随着  $\phi$  的增加收敛到1:

$$F_1(\phi, \phi_0, d) = 1 - S(\phi, \phi_0, d) \quad (15)$$

其中  $S(x, x_0, d)$  是从  $x_0 - d$  到  $x_0$  平滑正弦衰减的 S 型函数:

$$S(x, x_0, d) = \begin{cases} 1, & x < x_0 - d \\ \frac{1}{2} \left( 1 - \cos \left( \frac{\pi}{d} (x - x_0) \right) \right), & x_0 - d \leq x < x_0 \\ 0, & x \geq x_0 \end{cases} \quad (16)$$

第 2 种传递函数  $F_2(\phi, s)$  由正态分布的概率密度导出, 在  $\phi=0$  时有一个最大值, 其周围有平滑衰减:

$$F_2(\phi, s) = e^{-\frac{\phi^2}{s^2}} \quad (17)$$

最后, 第 3 个传递函数是一个对  $\phi=0$  时有尖锐峰值为 1 的函数:

$$F_3(\phi, a) = \frac{a^2}{(\phi + a)^2} \quad (18)$$

在图 4 给出了 3 个传递函数的直观视图, 其值域为  $[0, 1]$ 。全局单目标适应度函数可以定义为基于这些传递函数的几个部分适应度函数的乘积, 该函数考虑了安全行为的所有必要要求:

$$\mu = \mu^{speed} \cdot \mu^{disc} \cdot \mu^{cluster} \cdot \mu^{wall} \cdot \mu^{coll} \cdot \mu^{corr} \quad (19)$$

其中,

$$\begin{cases} \mu^{speed} = F_1(v^{vel}, v^{flock}, v^{tol}) \\ \mu^{coll} = F_3(\phi^{coll}, a^{tol}) \\ \mu^{disc} = F_3(N^{disc}, N/5) \\ \mu^{cluster} = F_3(N^{min}, N/5, N/5) \\ \mu^{wall} = F_2(\phi^{wall}, r^{tol}) \\ \mu^{corr} = h(\phi^{corr}) \phi^{corr} \end{cases} \quad (20)$$

$v^{tol}$ ,  $a^{tol}$  和  $r^{tol}$  分别是速度, 碰撞风险以及与墙壁和障碍物碰撞的公差值。这些值可以任意选择, 这取决于部分适应度分量在优化中的绝对和相对重要性。本文选择  $v^{tol} = 0.375v^{flock}$  m/s,  $a^{tol} = 0.00003$  和  $r^{tol} = 2$  m 为整体适应度函数提供了平衡的权重, 因为参数  $\phi^{corr}$  的值可以在 -1 到 1 之间, 所以在适应度函数中仅作为截止至为 0 的乘法项出现, 表 1 给出了适应度函数的定义解释。

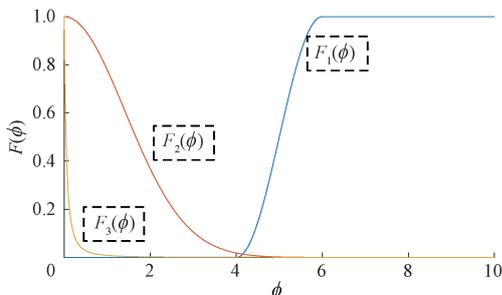


图 4 3 种不同类型的传递函数

Fig. 4 Three different types of transfer functions

表 1 适应度函数的定义解释

Table 1 Definition of fitness function

适应度函数	定义解释
$\mu^{speed}$	尽可能接近集群速度的速度幅值
$\mu^{coll}$	最小化碰撞风险
$\mu^{disc}$	最小化断开集群数量
$\mu^{cluster}$	最大化集群大小
$\mu^{wall}$	最小化与墙壁的碰撞
$\mu^{corr}$	最大化速度相关性

### 3 仿真分析

根据前两节的集群数学建模和优化算法设计出相应的电动汽车全局避障规划图, 如图 5 所示。

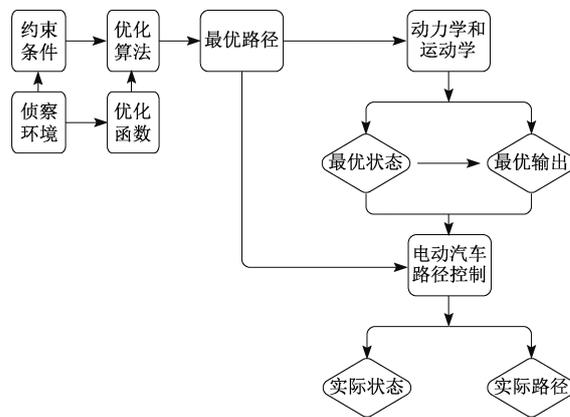


图 5 电动汽车全局避障规划框图

Fig. 5 Block diagram of global obstacle avoidance planning for electric vehicles

为了验证本文所介绍的避障算法, 本文采用 Ubuntu 进行仿真实验验证。仿真的对应参数为:  $v^{flock} = 4.0$  m/s,  $v^{max} = 8.0$  m/s,  $v^{frict} = 0.5$  m/s,  $r_0^{frict} = 10$  m,  $r_0^{shill} = 0$  m,  $r_0^{rep} = 25.67$  m,  $p^{rep} = 0.4$  s<sup>-1</sup>,  $p^{frict} = 0.4$  s<sup>-1</sup>,  $a^{frict} = 2.5$  m/s<sup>2</sup>,  $p^{shill} = 1.0$  s<sup>-1</sup>,  $v^{shill} = 6.52$  m/s,  $a^{shill} = 2.5$  m/s<sup>2</sup>, 表 2 是对上述参数的一个定义解释。

图 6 为设置场景内单个电动汽车避障仿真图, 外框架为虚拟墙壁, 框架范围为 250 m×250 m 的正方形, 图中多边形为障碍物, 曲线为电动汽车的运动轨迹, 电动汽车初始速度 4 m/s。从仿真图可知, 电动汽车具有良好的避障能力, 即将接触障碍物时, 改变了速度和方向, 沿另一方向行驶。

图 7 为多个电动汽车避障仿真图, 每辆汽车初始速度仍为 4 m/s, 其他参数与图 6 对应参数相同。由图可知, 电动汽车可行驶到正方形的虚拟墙壁附近, 但没有超

表2 电动汽车参数的定义解释  
Table 2 Parameters definition of electric vehicle

参数	定义解释
$v^{lock}$	初始速度
$v^{max}$	最大速度
$v^{frict}$	校准速度差值(固定值)
$r_0^{frict}$	汽车 $i$ 的预期停止点相对于汽车 $j$ 之间的距离
$r_0^{shill}$	此参数与 $r_0^{frict}$ 相同,但用于墙壁校准项
$r_0^{rep}$	排斥范围
$p^{rep}$	排斥系数
$p^{frict}$	制动曲线系数
$a^{frict}$	制动曲线的加速度
$p^{shill}$	墙壁制动曲线的系数
$v^{shill}$	虚拟墙壁个体的速度
$a^{shill}$	墙壁制动曲线的加速度

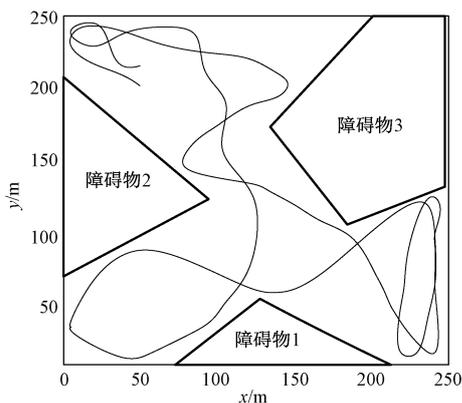


图6 单个电动汽车避障仿真图

Fig. 6 Simulation diagram of obstacle avoidance for the single electric vehicle

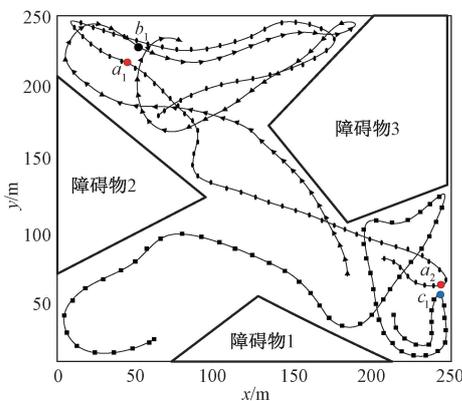


图7 多个电动汽车避障仿真图

Fig. 7 Simulation diagram of obstacle avoidance for multiple electric vehicles

过虚拟墙壁的范围。在行驶的过程中,电动汽车之间没有发生碰撞,与障碍物也没有发生碰撞。其中,  $a_1, b_1$  点为  $a$  汽车(图中小椭圆轨迹)和  $b$  汽车(图中小三角形轨迹)同一时刻的运行位置,此时两辆汽车距离最近但未发生碰撞,  $a_2, c_1$  点为  $a$  汽车(图中小椭圆轨迹)和  $c$  汽车(图中小正方形轨迹)的最近位置,仍无碰撞发生。

表3中  $\mu^{max}$  表示仿真期间达到最高的适应度值,而  $\bar{\mu}$  表示100次模拟随机评估中计算出来的平均适应度值,优化模型参数如下。括号内的数字表示适应度大于  $\bar{\mu}$  的优化过程中存在解的范围,代表参数空间的合理范围,  $N$  表示高评估的数量。

表3 仿真优化模型参数值和工作范围

Table 3 Simulation optimization model parameter values and working range

参数	单位	$v^{lock} / (\text{m} \cdot \text{s}^{-1})$		
		4	6	8
$\mu^{max}$	-	0.918	0.873	0.798
$\bar{\mu}$	-	0.812±0.101	0.776±0.086	0.728±0.075
$N(\mu \geq \bar{\mu})$	-	1 855	2 118	2 030
排斥项 $r_0^{rep}$	m	25.6[17.3,28.2]	41.1[30.8,51.0]	52.9[46.0,63.5]
排斥项 $p^{rep}$	( $\text{s}^{-1}$ )	0.13[0.08,0.37]	0.07[0.03,0.16]	0.06[0.04,0.09]
速度校准项 $r_0^{frict}$	m	85.3[51.3,87.8]	88.5[58.5,100]	86.8[52.2,114]
速度校准项 $c^{frict}$	-	0.05[0.02,0.27]	0.05[0.03,0.22]	0.06[0.04,0.17]
速度校准项 $v^{frict}$	( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	0.63[0.07,1.88]	0.93[0.30,2.70]	1.48[0.81,3.10]
速度校准项 $p_0^{frict}$	( $\text{s}^{-1}$ )	3.20[0.0,10.0]	5.32[0.38,9.67]	6.87[1.66,9.97]
速度校准项 $a^{frict}$	( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )	4.16[0.0,10.0]	9.94[5.04,10.0]	0.98[0.0,2.89]
与墙壁作用项 $r_0^{shill}$	m	0.3[0.0,15.1]	0.5[0.0,9.3]	0.1[0.0,3.5]
与墙壁作用项 $v^{shill}$	( $\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$ )	13.6[9.4,15.0]	19.7[17.5,20.0]	22.8[17.8,34.1]
与墙壁作用项 $p^{shill}$	( $\text{s}^{-1}$ )	3.55[0.26,10.0]	5.44[0.48,9.96]	8.12[4.32,10.0]
与墙壁作用项 $a^{shill}$	( $\text{m} \cdot \text{s}^{-2}$ )	3.02[1.24,9.99]	3.54[2.53,5.12]	4.18[2.39,9.99]

表4中包含测量的顺序参数(平均速度、与最近汽车的平均距离、碰撞风险和碰撞次数)的平均值和标准偏差,以及模型下的适应度值。数值是从100个随机评估的模拟收集的所有测试的初始速度。仿真的场地大小和通信范围等,也给出了对应情况下的仿真结果。从表3和表4中可以看出,速度分别为4,6,8 m/s的平均适应值为0.812,0.776,0.728,最高的适应度值为0.918,0.873,0.798,其中最小化碰撞风险、最小化断开集群数量、最小化与墙壁的碰撞和最大化集群大小此时都为1,结果表明无碰撞风险且与墙壁障碍物无碰撞。

表 4 仿真的总体评价表

Table 4 Simulation overall evaluation table

$v^{flock}/(m \cdot s^{-1})$	4	6	8
$L/m$	250	250	250
$r^c/m$	80	80	80
$\phi^{vel}/(m \cdot s^{-1})$	$3.78 \pm 0.10$	$5.60 \pm 0.02$	$7.26 \pm 0.02$
$\bar{r}_{ij}^{min}/m$	$12.2 \pm 0.4$	$13.4 \pm 0.06$	$14.7 \pm 0.07$
$\Phi^{coll}(\times 10^{-6})$	$0.94 \pm 1.3$	$1.6 \pm 1.9$	$1.0 \pm 1.8$
$N^{coll}$	$1.18 \pm 1.25$	$1.65 \pm 1.34$	$0.89 \pm 1.19$
$\mu^{disc}$	1±0	1±0	1±0
$\mu^{coll}$	$0.945 \pm 0.071$	$0.911 \pm 0.098$	$0.943 \pm 0.094$
$\mu^{wall}$	$0.997 \pm 0.008$	1±0	$0.997 \pm 0.018$
$\mu^{cluster}$	1±0	1±0	1±0
$\mu^{corr}$	$0.916 \pm 0.015$	$0.923 \pm 0.003$	$0.904 \pm 0.005$
$\mu^{speed}$	$0.938 \pm 0.062$	$0.923 \pm 0.006$	$0.857 \pm 0.007$
$\mu$	$0.812 \pm 0.101$	$0.776 \pm 0.086$	$0.728 \pm 0.075$

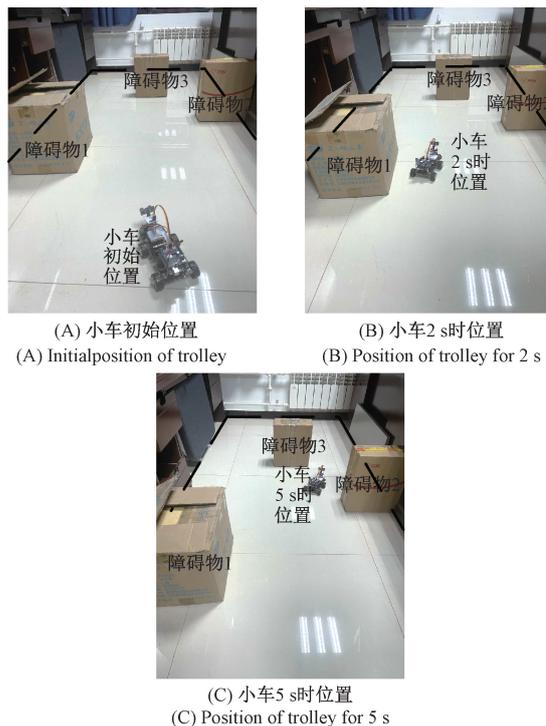


图 9 实验场地和小车行驶图

Fig. 9 Experimental site and car driving diagram

4 实验验证

为了验证本文所提出的避障算法,自主研制了电动避障小车,如图 8 所示。该小车宽 0.12 m,高 0.135 m,长 0.216 m,采用差动驱动方式,两个动力轮分别由两个步进电机直接驱动,2 个红外反射式光电传感器分别间隔安装在小车的前方,用于测量小车与其周边障碍物之间的距离,以实现自动避障,且同时安装超声波模块,加强对周围障碍物的感知。本文所提出的算法不仅需要实时采集小车周围环境信息,而且需要实时计算每一刻的速度。

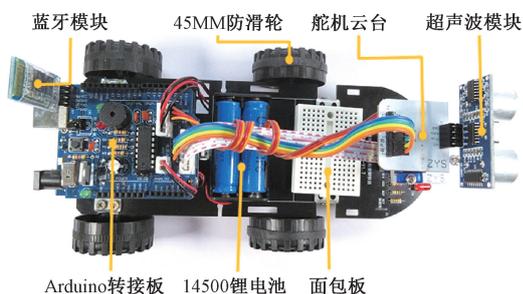


图 8 避障小车结构图

Fig. 8 Structure of obstacle avoidance car

为突出上述算法在避障过程的实时性、准确性,本文实验场地选定在 2 m×5 m 的空旷地方;实验时采用 3 个纸箱作为障碍物搭建如图 9 所示的实验场景。

图 10 所示为多个障碍物场景中,小车避障时的运动轨迹;通过该轨迹可以发现:本文所提避障算法能在小车测得障碍物的瞬间,通过避障算法改变小车的运动方向和速度大小,实现对障碍物的规避,提高了避障过程安全性;且避障运动轨迹比较光滑,运动过程平稳。

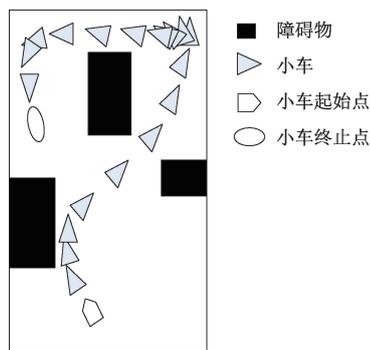


图 10 小车行驶轨迹

Fig. 10 Car driving track

表 5 是 100 次随机评估实验收集的所有测试,通过实验数据看出速度分别为 0.05,0.1,0.2 m/s 的平均适应值为 0.846,0.814,0.796,最高的适应值为 0.99,0.934,0.891,此时为单一小车,所以适应度值有所提高;通过碰撞次数  $N^{coll}$  可以看出,100 次实验的结果相对来说,可以完全达到避障效果。

表 5 实验数据  
Table 5 Experimental data

参数	$v^{flock}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$		
	0.05	0.1	0.2
$\bar{\mu}$	0.846±0.144	0.814±0.120	0.796±0.095
$N^{\text{coll}}$	0.85±1.2	1.3±1.7	1.7±1.3
$\phi^{\text{vel}}/(\text{m}\cdot\text{s}^{-1})$	0.044±0.001	0.090±0.004	0.179±0.010

## 5 结 论

针对自动驾驶电动汽车避障问题,基于 GA 和集群规则模型提出了一种新的避障控制算法。该算法通过感知周围障碍物、墙壁和其他汽车的距离,结合所提出的数学表达式得到当前汽车速度值和方向来进行避障控制,解决了传统方法只能静态避障或横向避障的实际问题。同时,所提方法具有较大的灵活性和随机性,在多障碍物和多电动汽车的环境下表现出很好的效果。最后,根据所设计的适应度函数和实验结果可知,所提出的算法具有高度避撞和避障效果,验证了本文所提方法的准确性和可行性。本文尚未考虑电动汽车的大小,但为电动汽车避障提供了一种新的思路,该算法也可适用于其他智能机器人的避障问题,后续内容将考虑在电动汽车完整建模情况下的避障问题研究。

### 参考文献

- [ 1 ] 杨秀芳,张新,常桂秀,等. 汽车主动安全技术的发展现状及趋势[J]. 重庆工学院学报(自然科学版), 2008, 22(41): 5-17.  
YANG X F, ZHANG X, CHANG G X, et al. Development status and trend of automobile active safety technology [ J ]. Journal of Chongqing Institute of Technology ( Natural Science Edition ), 2008, 22 ( 41 ): 5-17.
- [ 2 ] 辛凤影,王海博. 电动汽车发展现状与商业化前景分析[J]. 国防石油经济, 2010(7): 20-24.  
XIN F Y, WANG H B. Analysis of the development status and commercialization prospects of electric vehicles [ J ]. National Defense Petroleum Economics, 2010 ( 7 ): 20-24.
- [ 3 ] 张艳辉,徐坤,郑春花,等. 智能电动汽车信息感知技术研究进展[J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(4): 794-805.  
ZHANG Y H, XU K, ZHENG CH H, et al. Research progress of intelligent electric vehicle information sensing technology [ J ]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(4): 794-805.
- [ 4 ] SUN Z H, ZHOU X S. To save money or to save time: Intelligent routing design for plug-in hybrid electric vehicle [ J ]. Transportation Research Part D, 2016, 43: 238-250.
- [ 5 ] 陶永,闫学东,王田苗,等. 面向未来智能社会的智能交通系统发展策略[J]. 科技导报, 2016, 34(7): 48-53.  
TAO Y, YAN X D, WANG T M, et al. Development strategy of intelligent transportation system for future intelligent society [ J ]. Science and Technology Guide, 2016, 34(7): 48-53.
- [ 6 ] 张成,凌有铸,陈孟元. 改进蚁群算法求解移动机器人路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(11): 1758-1764.  
ZHANG CH, LING Y ZH, CHEN M Y. Improved ant colony algorithm for mobile robot path planning [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(11): 1758-1764.
- [ 7 ] PATLE B K, PANDEY A, JAGADEESH A, et al. Path planning in uncertain environment by using firefly algorithm [ J ]. Defence Technology, 2018, 14 ( 6 ): 691-701.
- [ 8 ] 范柄尧,张春美. 移动机器人路径规划的混合差分进化算法[J]. 太原科技大学学报, 2019, 40(1): 6-12.  
FAN B Y, ZHANG CH M. Hybrid differential evolution algorithm for mobile robot path planning [ J ]. Journal of Taiyuan University of Science and Technology, 2019, 40(1): 6-12.
- [ 9 ] 柳长安,鄢小虎,刘春阳,等. 基于改进蚁群算法的移动机器人动态路径规划方法[J]. 电子学报, 2011, 39(5): 1220-1224.  
LIU CH AN, YAN X H, LIU CH Y, et al. Dynamic path planning method for mobile robot based on improved ant colony algorithm [ J ]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 39(5): 1220-1224.
- [ 10 ] 吴贤斌,柯艳国,董二宝,等. 一种移动机器人转角选取避障算法[J]. 工业控制计算机, 2018, 31(8): 118-119+129.  
WU X B, KE Y G, DONG ER B, et al. An obstacle avoidance algorithm for mobile robot corner selection [ J ]. Industrial Control Computer, 2018, 31 ( 8 ): 118-119+129.
- [ 11 ] 裴以建,杨亮亮,杨超杰. 基于一种混合遗传算法的移动机器人路径规划[J]. 现代电子技术, 2019(2): 183-186.  
PEI Y J, YANG L L, YANG CH J. Mobile robot path planning based on a hybrid genetic algorithm [ J ]. Modern Electronic Technology, 2019(2): 183-186.

- [12] 伍永健,陈跃东,陈孟元. 改进 QPSO 和 Morphin 算法下移动机器人混合路径规划[J]. 电子测量与仪器学报, 2017, 31(2): 295-301.  
WU Y J, CHEN Y D, CHEN M Y. Hybrid path planning for mobile robot based on improved QPSO and Morphin algorithm [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2017, 31(2): 295-301.
- [13] BAYAT F, NAJAFINIA S, ALIYARI M. Mobile robots path planning: Electrostatic potential field approach[J]. Expert Systems With Applications, 2018, 100: 68-78.
- [14] 李卫硕, 孙剑, 陈伟. 基于 BP 神经网络机器人实时避障算法 [J]. 仪器仪表学报, 2019, 40(11): 204-211.  
LI W SH, SUN J, CHEN W. Real-time obstacle avoidance algorithm for robots based on BP neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2019, 40(11): 204-211.
- [15] 廖响荣. 智能车辆避障路径规划与轨迹跟踪控制[J]. 宜宾学院学报, 2020, 20(6): 14-17.  
LIAO X R. Intelligent vehicle obstacle avoidance path planning and trajectory tracking control [J]. Journal of Yibin University, 2020, 20(6): 14-17.
- [16] 胡朝辉, 黄顺霞, 杜展鹏, 等. 基于横向安全距离模型的主动避障算法 [J]. 汽车工程, 2020, 42(5): 581-587.  
HU ZH H, HUANG SH X, DU ZH P, et al. Active obstacle avoidance algorithm based on lateral safety distance model [J]. Automotive Engineering, 2020, 42(5): 581-587.
- [17] 万俊, 姚佳烽, 余亮, 等. 基于伪距离的冗余机器人避障算法 [J]. 机械工程学报, 2020, 56(17): 59-70.  
WAN J, YAO J F, YU L, et al. Redundant robot obstacle avoidance algorithm based on pseudo distance [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2020, 56(17): 59-70.
- [18] 叶炜垚, 王春香, 杨明, 等. 基于虚拟障碍物的移动机器人路径规划方法 [J]. 机器人, 2011, 33(3): 273-278+286.  
YE W Y, WANG CH X, YANG M, et al. Path planning method of mobile robot based on virtual obstacles [J]. Robot, 2011, 33(3): 273-278+286.

### 作者简介



李宁(通信作者), 2006 年于西安交通大学获得学士学位, 2009 年于西安交通大学获得硕士学位, 2014 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安理工大学副教授, 主要研究方向为电力系统中信号检测与信息处理技术, 电动汽车 V2G 技术、储能电池生命周期监测技术, 汽车智能辅助决策技术等。

E-mail: lining83@xaut.edu.cn

**Li Ning** (Corresponding author) received his B. Sc. degree, M. Sc. degree and Ph. D. degree all from Xi'an Jiaotong University in 2006, 2009 and 2014, respectively. He is currently an associate professor at Xi'an University of Technology. His main research interests include signal detection and information processing technology in power system, V2G technology of electric vehicle, life cycle monitoring technology of energy storage battery, intelligent decision-making technology of automobile, etc.