

# 无人驾驶车辆局部路径规划的时间一致性与鲁棒性研究

姜岩<sup>1</sup> 王琦<sup>1</sup> 龚建伟<sup>1</sup> 陈慧岩<sup>1</sup>

**摘要** 在无人驾驶系统中,局部规划在跟踪全局路径的同时完成避障,提高了规划系统在动态未知环境中的工作能力。避障分析的有效性是局部规划最重要的功能之一。然而在仿真和实车测试中发现,广泛使用的基于优化求解的局部规划算法无法在不依赖全局精确定位时保证规划结果满足时间一致性要求。时间不一致将导致车辆的实际行驶路线偏离初始规划结果,造成避障分析失效。本文设计了基于前向预测的局部路径规划算法,在不依赖全局精确定位的前提下保证规划结果的时间一致性。除了时间一致性问题外,跟踪控制误差也是导致规划结果避障分析失效的主要原因之一。现有研究大多通过膨胀障碍物体现误差的影响,然而这种方法无法避免车辆驶入膨胀危险区域而停车。本算法在路径生成过程中增加误差影响,用通行区域代替原有不具有宽度的规划路径进行避障分析,既可以解决误差导致的避障失效,又避免出现膨胀障碍物带来的问题。通过 V-Rep 软件与实车规划程序进行联合仿真,在能够体现时间一致性影响的典型场景中对本算法与基于最优化曲线生成的局部路径规划算法进行比较,验证了该算法具有更好的安全分析有效性。应用本算法的北京理工大学无人驾驶平台参加了 2013 年“智能车未来挑战赛”,在无人干预的情况下顺利完成 18 公里城郊赛段和 5 公里城市赛段行驶,展现了良好的避障能力。

**关键词** 智能车辆, 局部规划, 时间一致性, 鲁棒性

**引用格式** 姜岩, 王琦, 龚建伟, 陈慧岩. 无人驾驶车辆局部路径规划的时间一致性与鲁棒性研究. 自动化学报, 2015, 41(3): 518–527

**DOI** 10.16383/j.aas.2015.c140341

## Research on Temporal Consistency and Robustness in Local Planning of Intelligent Vehicles

JIANG Yan<sup>1</sup> WANG Qi<sup>1</sup> GONG Jian-Wei<sup>1</sup> CHEN Hui-Yan<sup>1</sup>

**Abstract** Local planner can improve the capacity of planning system for intelligent vehicles by avoiding obstacles while tracking the reference path. Safety check is the one of the fundamental functions of a local planner. However, revealed by simulation and experiments, the widely used optimization-based local planning methods are unlikely to maintain temporal consistency without any accurate global positioning information. Temporal inconsistency will result in the deviation of the vehicle's actual trajectory from the original planned results, which will finally make the safety check invalid. This paper presents a forward prediction-based local planning algorithm which holds temporal consistency in the results without requiring any accurate global positioning information. Besides the temporal consistency issue, controlling error is another reason for safety check failure. Most current researches take error into consideration by enlarging the size of obstacles. Such methods are unable to prevent the vehicle from entering the dilated obstacle areas. In this paper, controlling error is introduced in the generation of the local paths. The traditional path with no width is replaced by a strip of path here. Based on the simulation results of the V-Rep virtual reality software, the forward prediction-based method features better safety check ability as compared with the optimization-based local planning methods. The proposed algorithm was applied to the intelligent vehicle by Beijing Institute of Technology which participated in The Future Challenge 2013. The vehicle succeeded to finish the event without human operation.

**Key words** Intelligent vehicle, local planning, temporary consistency, robustness

**Citation** Jiang Yan, Wang Qi, Gong Jian-Wei, Chen Hui-Yan. Research on temporal consistency and robustness in local planning of intelligent vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2015, 41(3): 518–527

作为智能交通系统的重要组成部分,无人驾驶

车辆排除了人为不确定因素的影响,不仅可以提高驾驶安全性,而且是解决交通拥堵,提高能源利用率的有效途径。随着相关技术的快速发展,无人驾驶正在经历着由半自主无人驾驶向全自主无人驾驶发展的阶段<sup>[1]</sup>,在近几届由国家自然科学基金委主办的“智能车未来挑战赛”中,参赛车辆在某些场景下已经基本具有接近人类的自动驾驶能力。

作为无人驾驶车辆的智能核心,路径规划系统

收稿日期 2014-05-13 录用日期 2014-10-12  
Manuscript received May 13, 2014; accepted October 12, 2014  
国家自然科学基金(61304194, 51275041)资助  
Supported by National Natural Science Foundation of China (61304194, 51275041)  
本文责任编辑 董海荣  
Recommended by Associate Editor DONG Hai-Rong  
1. 北京理工大学机械与车辆学院智能车辆研究所 北京 100081  
1. Intelligent Vehicle Research Center, School of Mechanical Engineering, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081

决定车辆如何在多种约束条件下到达目标位置。这些约束包括环境约束(体现为安全性)、系统运动学约束(体现为可行性)、系统动力学约束(体现为平顺性和稳定性)、以及特定的优化指标约束(如最短时间或最短距离)等。在机器人应用中, 这些约束集中在全局路径规划中得到满足。全局路径规划问题等同于起点和终点间路径生成的问题。解决全局路径规划问题一般要求事先已知完整或几乎完整的环境地图。当环境变化或其他因素导致规划结果不可行时, 需要重启全局规划得到新的可行路径才能继续行驶。

无人驾驶车辆的工作环境与一般机器人应用存在如下 3 点不同: 1) 不具备已知的环境地图, 环境信息主要来自于车载环境感知系统的实时感知结果。而环境感知系统只能提供局部不完整的环境信息。因此在车辆行驶过程中, 即使环境是静态的, 规划系统面对的局部环境信息也是在不断更新的; 2) 环境中可能存在较多的动态障碍物, 易造成规划结果不可行; 3) 以较高速度行驶的无人驾驶车辆不允许停车等待规划系统完成规划。这些特点对规划系统的实时性提出了更高的要求。在现有典型的无人驾驶系统中, 一般在全局路径规划之外增加局部路径规划提高整个规划系统的实时性<sup>[2]</sup>。局部规划在跟踪全局期望路径的前提下具有一定的避障能力, 节省了全局重规划所需的运算时间。

现有局部路径规划方法主要分为 3 大类:

1) 将全局规划方法应用于局部规划。典型方法包括用快速随机树算法(Rapidly-exploring random tree, RRT)根据全局期望路径上的目标点计算局部路径<sup>[3]</sup>, 或者用基于启发式搜索的 AD\* 算法根据全局期望路径上的目标点生成局部规划路径<sup>[4]</sup>。这些算法在路径生成过程中集中体现避障、路径跟踪和运动学约束等要求。其难点在于如何在每个规划周期中确定全局期望路径上合适的目标位姿。此外, 全局规划算法要求对行驶环境有着较为完整的感知结果, 而无人驾驶车辆车载传感器并不具有这种能力(例如前车遮挡可能使规划系统无法确定目标位姿是否安全)。

2) 局部路径规划算法是基于模型预测原理(Model predict control, MPC)的局部规划算法。这类方法通过对车辆运动微分方程进行滚动优化完成路径生成。其核心是求解多约束条件下的最优化问题。这使得该方法能够在考虑环境约束和平台运动学约束等多种约束条件下, 生成一定范围内的最优路径<sup>[5-6]</sup>。但是 MPC 对于初始位姿和目标位姿的选取较为敏感, 当目标位姿与初始位姿偏差较大时, 易得到无法预料的规划结果。

3) 局部路径规划方法由路径生成和路径选择两

部分组成。这类方法中, 路径生成功能并不考虑环境约束, 而是生成一组能够跟踪全局期望路径, 且满足系统动力学和运动学等约束的可行路径。完成路径生成后, 通过对可行路径进行避障分析, 在安全的可行路径中通过路径选择获得待执行路径, 从而体现环境约束。不同的局部路径规划方法的主要区别在于路径生成部分。触须方法(Tentacle 方法或者 Morphine 方法)用固定前轮偏角对应的圆弧曲线生成可行路径<sup>[7]</sup>。该方法实时性强, 能够胜任低速下的机器人行驶任务。然而圆弧曲线上并没有体现前轮偏角的变化, 当速度较快时易产生大的超调而造成路径跟踪失败。基于优化求解的曲线生成对满足车辆运动模型的高阶曲线模型进行最优化求解, 获得体现车辆未来行驶行为的曲线。一类常用的优化求解方法采用参数化方程的形式将可行曲线转为参数化方程形式, 根据目标状态和当前状态确定的边界条件, 以距离最短或者曲率最小为优化条件生成曲线<sup>[8-10]</sup>。基于优化求解的方法考虑了生成曲线上前轮偏角的变化, 具有更好的可行性。

局部规划以规划曲线作为车辆未来可能的行驶路径, 通过对规划曲线进行安全分析确定期望曲率与速度。如果规划曲线与车辆实际行驶路径不一致, 则意味着局部规划的安全性分析无效。其后果一方面会造成行驶中的安全隐患, 另一方面可能造成车辆被困在无法通行的位置。

分析造成规划曲线与车辆实际行驶路径不一致的原因, 首先假设不存在过程误差, 如果曲线生成方法不具有时间一致性, 不同规划周期生成的曲线无法保持一致, 那么车辆最终实际执行的路径自然无法与规划结果保持一致。在仿真和实车实验中发现, 基于优化求解的方法难以在不依赖全局定位结果的前提下具有时间一致性。针对这一问题, 本论文设计了基于前向预测(Forward prediction)的曲线生成方法用于局部规划。该方法能够在不依赖精确全局定位信息的情况下生成具有时间一致性的曲线。

即使曲线生成满足时间一致性的要求, 无人驾驶车辆行驶中的过程误差也将造成车辆实际行驶路径偏离规划结果, 从而造成安全性分析失效。过程误差主要来自于控制误差和定位误差。现有规划方法一般通过过度膨胀障碍物方式体现过程误差, 然而膨胀障碍物并不能阻止车辆行驶进入危险区域。针对过程误差问题, 本文设计的基于前向预测的曲线生成算法在曲线生成过程中加入误差的考虑, 实现具有鲁棒性的局部路径规划。

本文章节安排如下: 第 1 节首先解释了时间一致性的概念及其对局部规划的影响, 讨论了基于优化求解的曲线生成方法难以实现时间一致性的原因, 并介绍分析如何基于前向预测方法生成具有时间一

致性的可行曲线. 第 2 节讨论了控制误差对局部路径规划的影响, 介绍了如何在基于前向预测的曲线生成方法中体现控制误差的影响以实现鲁棒性. 第 3 节通过理论分析和仿真实车实验分析了基于前向预测的曲线生成方法的性能. 为了更好的体现时间一致性对局部规划的影响, 本文使用 V-Rep 仿真软件创建了能够体现时间一致性作用的典型场景, 与实车运行的规划程序进行联合仿真. 最后在第 4 节总结全文并讨论了基于前向预测的路径生成算法存在的问题与下步工作重点.

## 1 基于前向预测生成时间一致性的可行曲线

### 1.1 时间一致性

时间一致性是来自于经济学领域的概念. 在经济学中, 时间不一致指在  $t_1$  时刻按照最优化原则制定了将在  $t_n$  时刻执行的计划  $p$ , 然而当时间到达  $t_n$  时  $p$  已经不再是最优的<sup>[11]</sup>.

在局部规划中, 每个规划周期内都会重新生成可行路径. 为了预判行驶过程安全与否 (尤其为了判断合适的行驶速度), 可行路径的长度要远远超过一个规划周期内车辆能够行驶过的距离. 为了保证每个规划周期的安全性分析是有效的, 要求车辆未来实际执行的路径与局部规划结果保持一致. 造成车辆实际行驶路径与局部规划结果不一致的原因包括过程误差与规划结果的时间不一致, 这一节不考虑过程误差对于安全性分析的影响, 着重分析时间一致性问题.

没有过程误差说明车辆能够在一个规划周期内按照规划结果运动, 也就是说, 在下一个规划周期开始时, 车辆位置位于前一规划结果上. 图 1 解释了局部规划中时间一致性的影响. 在图 1 中, 虚线表示全局期望路径, 三种灰度的实线分别表示当前周期的规划路径, 下一周期的规划路径, 和车辆最终的实际路径. 由于跟踪执行是精确的, 因此每个周期规划结果的最初一段能够被车辆精确地执行, 而车辆的实际行驶路径是由每一个周期规划结果的最初一段拼接而成. 在图 1(a) 中, 由于局部规划是时间一致的, 因此下一个周期的规划结果将与上一个周期的规划结果重合. 车辆沿着这种规划结果运动, 能够保证车辆的实际运行路线与初始时刻的局部规划结果相同. 因此三条实线基本重合. 反之如果局部规划不具有时间一致性, 下一个周期的规划结果将无法与上一周期保持一致. 随着规划的进行, 车辆实际运行的路线与第一时刻的规划结果之间将出现越来越大的误差, 如图 1(b) 所示.

### 1.2 问题分析

在局部规划中, 每个规划周期生成的期望路径

只有一小部分会被车辆执行. 对于不具有时间一致性的局部规划算法, 即使路径跟踪控制是绝对精确地, 每个规划周期生成的期望路径也不能体现车辆未来真实的运行轨迹, 因此对其进行的安全分析也是无效的.

时间不一致是基于优化求解的曲线生成方法普遍存在的问题. 原因是这类方法通过最优化计算求解连接车辆当前位置和目标位置的曲线. 如果不考虑路径跟踪控制的误差, 在每个周期进行规划时, 规划起点位于上一周期的规划结果上, 但是规划终点随车辆向前移动. 这种边界条件的变化将导致最优化计算结果的变化, 从而使得新规划结果逐渐偏离原始规划结果. 一种折中的方法是根据 Bellemann 优化原理, 锁定目标位置不变保证了前后曲线一致<sup>[12-13]</sup>. 当车辆接近目标位置时, 周期性的切换到下一个目标位置重新生成路径. 然而为了维护目标状态的全局位置不变, 必须使用精确的车辆全局定位信息, 这将导致无人驾驶系统对高精度定位系统的依赖.

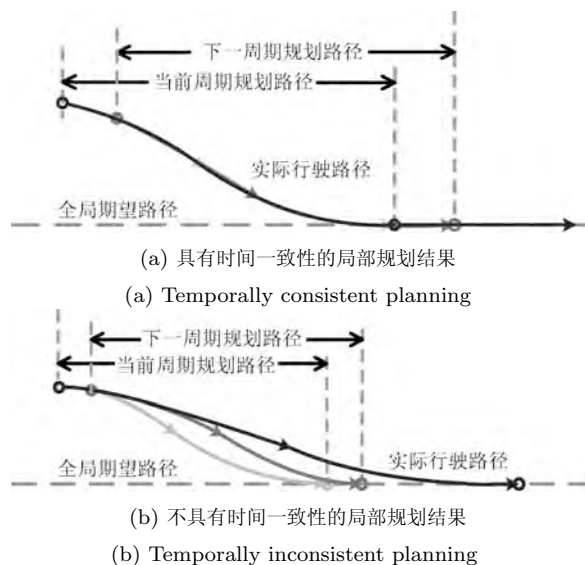


图 1 时间一致性

Fig. 1 Temporal consistency

### 1.3 基于前向预测实现具有时间一致性的曲线生成

综上所述, 基于优化求解的曲线生成难以在不依赖全局精确定位信息的情况下保证规划结果具有时间一致性. 这使我们对使用最优化方法生成曲线的必要性产生了怀疑. 事实上局部规划最重要的要求是在满足车辆安全可行的前提下跟踪全局期望路径, 而规划结果并不必须是最优的.

前向预测 (Forward prediction) 根据控制量序列对车辆未来的状态进行前馈估计. 而车辆的未来状态实际上等同于局部路径规划结果. 如果控制量由车辆坐标系下的全局期望路径确定, 那么在跟踪

控制精确的前提下, 估计的车辆状态序列具有时间一致性且不依赖于全局精确定位结果 (只依赖于全局期望路径相对车辆的位置关系). 将此序列作为可行曲线用于局部规划, 可以保证规划结果安全分析的有效性

### 1.3.1 算法分析

基于前向估计的曲线生成算法伪代码如表 1 所示.  $x_t$  表示  $t$  时刻车辆的位置,  $x_0$  表示车辆的初始位置.  $P_{r_t}$  表示全局期望路径相对于  $x_t$  的坐标,  $P_{r_0}$  表示全局期望路径相对于车辆初始位置的坐标.

表 1 基于前向估计的曲线生成算法伪代码  
Table 1 Pseudo-code of forward prediction-based path generation

forward_prediction_path_generation	
1) loop	
2)	$\Delta x_t = x_t - x_0$
3)	$P_{r_i} = \text{coordinate\_transform}(P_{r_0}, \Delta x_t)$
4)	$U_t = \text{Track\_Method}(P_{r_i})$
5)	$x_{t+1} = \text{Vehicle\_Motion}(x_t, U_t)$
6)	Push $x_{t+1}$ to Path
7)	if $x_{t+1} - x_0$ reach the distance threshold
8)	storage the Path and exit

如以上伪代码所示, 基于前向估计的曲线生成算法是一种迭代算法. 在每一步迭代中, 首先根据车辆的实时位置计算车辆坐标系下的全局期望路径  $P_{r_i}$  (行 3)), 根据控制算法生成控制量  $U_t$  (行 4)), 根据控制量和车辆模型对车辆新的实时位置  $x_{t+1}$  进行估计 (行 5)), 将  $x_{t+1}$  推入可行路径的末端. 如果可行路径的长度超过预设阈值则路径生成完成, 否则将在  $x_{t+1}$  继续下一次迭代. 可以看出, 基于前向估计的曲线生成算法与根据控制量仿真估计车辆的实际运动路线的算法基本相同. 下面对算法的部分细节进行分析讨论.

### 1.3.2 全局定位的依赖性

与基于优化求解的算法相比, 基于前向预测的路径生成算法中不存在明确的目标状态. 当环境感知系统能够直接输出车辆局部坐标系下的全局期望路径时 (比如车道线检测系统输出的车道线可直接用作车身坐标系下的期望路径), 整个算法流程不需要任何的全局定位信息.

### 1.3.3 路径可行性

局部规划结果必须满足车辆运动微分约束和执行系统约束才能够被无人驾驶车辆执行. 基于前向预测的路径生成算法根据车辆运动模型增量式生成期望路径, 体现了车辆运动学和动力学约束, 保证了路径的可行性.

### 1.3.4 时间一致性证明

如果不考虑跟踪控制误差, 下一规划周期开始时车辆的位置将位于上一规划周期的规划结果之上. 在这一前提下, 如果曲线生成算法能够使新规划周期的结果与上一周期的规划结果重合, 就能够保证规划具有时间一致性. 为了便于分析, 采用车辆期望位姿序列  $p_i(x^1, x^2, \dots, x^n)$  的形式表示局部路径规划结果 (这种离散化的表示方法也是规划算法中期望路径的实际存在方式).

基于前向预测的路径生成算法满足新规划结果与上一周期规划结果重合的要求. 假设第  $k$  周期内生成的路径为  $p_k(x_k^1, x_k^2, \dots, x_k^n)$ , 而车辆在  $k+1$  行驶到  $x_k^2$ , 生成的路径为  $p_{k+1}(x_{k+1}^1, x_{k+1}^2, \dots, x_{k+1}^n)$ . 由于算法中曲线上一段  $x^{i+1}$  仅依赖于其前一段  $x^i$  与全局期望路径的相对关系, 因此有:

$$x_{k+1}^i = x_k^{i+1} \quad (1)$$

可知新路径  $p_{k+1}$  上除去新生成的  $x_{k+1}^n$  之外的部分属于  $p_k$  的子集, 这表明该算法生成的路径具有时间一致性.

### 1.4 控制算法的选择

从原理上说, 任何一种路径跟踪控制算法 (如 PID 控制, 纯跟踪控制 Pure pursuit 等) 都可以用来生成曲线生成需要的控制量. 由于曲线生成是根据车辆运动模型增量式完成的, 因此得到曲线上曲率的分布也是连续的. 然而当全局期望路径发生突变时, 并不是所有的控制算法都能保证期望路径起点的期望曲率相比于车辆的实际曲率不会发生突变. 以纯跟踪控制算法为例, 期望前轮偏角根据全局期望路径在预瞄距离出的目标点相对于车辆的横向偏差  $\Delta x$  决定<sup>[14]</sup>:

$$\delta = \text{actan}\left(\frac{2l\Delta x}{d}\right) \quad (2)$$

其中,  $d$  为预瞄距离,  $l$  为车辆前后轮距. 由于计算没有考虑当前实际前轮偏角, 因此在全局期望路径突变时, 可能发生方向盘的剧烈甩动.

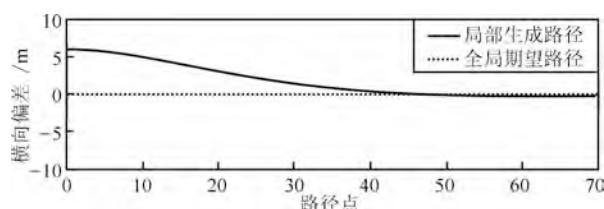
通过仿真分析期望路径突变时用纯跟踪方法计算控制量生成的曲线. 车辆的初始前轮偏角为零, 全局期望路径与车辆之间存在 6 米的横向偏差. 如图 2 所示, 由于初始位置车辆与期望路径横向偏差最大, 因此此时前轮偏角最大, 方向盘会突然转到大偏角位置. 随着车辆逐渐接近期望路径, 方向盘转角逐渐减小.

为了解决全局期望路径突变造成控制量突变的问题, 控制算法需要考虑实时前轮偏角的影响. 本文中采用对高阶参数化方程优化求解的方法获得控制量. 该方法过去被用于生成局部规划中的可行曲线.



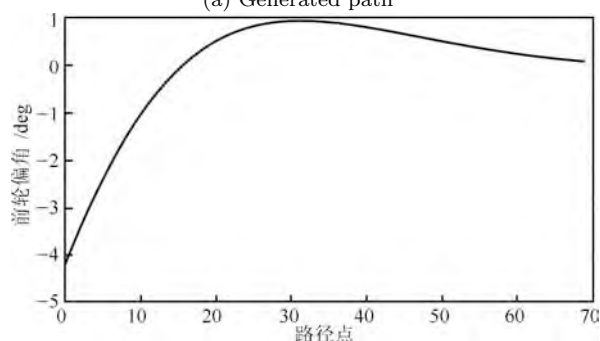
使用两个五次参数方程表示连接车辆当前位姿与目标位姿的曲线.

$$\begin{aligned} x(u) &= x_0 + x_1u + x_2u^2 + x_3u^3 + x_4u^4 + x_5u^5 \\ y(u) &= y_0 + y_1u + y_2u^2 + y_3u^3 + y_4u^4 + y_5u^5 \end{aligned} \quad (3)$$



(a) 曲线生成结果

(a) Generated path



(b) 生成曲线上的前轮偏角分布

(b) Steering control value on the generated path

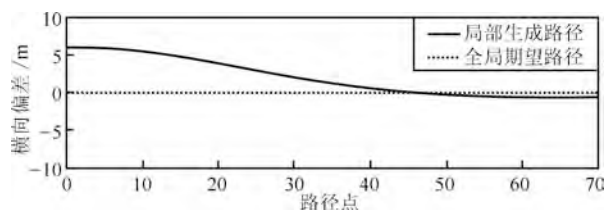
图2 采用纯跟踪算法计算控制量的曲线生成

Fig.2 Path generated using pure-pursuit method

以车辆的当前位姿、当前前轮偏角、目标位姿和目标前轮偏角作为边界条件,按照长度最短和最大曲率最小对参数方程进行最优化解[15].

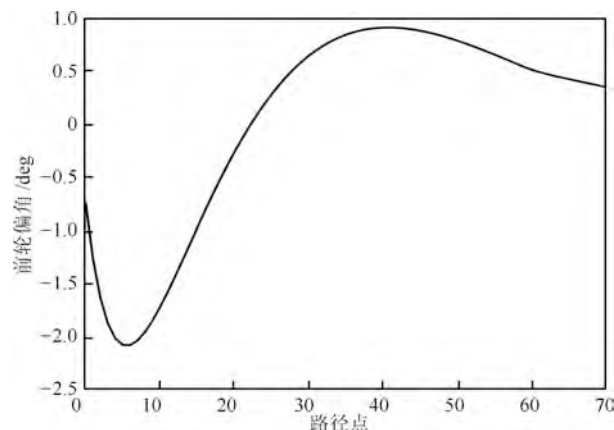
生成曲线后,以曲线上一个规划周期后的曲率作为前馈控制量.由于生成控制量时考虑了车辆的当前前轮偏角状态,因此即使全局期望路径发生突变,实际期望控制量也不会产生剧烈变化.

使用与图2相同的条件进行仿真分析.如图3所示,即使在全局期望路径突变时,控制量也是连续变化的.



(a) 曲线生成结果

(a) Generated path



(b) 生成曲线上的前轮偏角分布

(b) Steering control value on the generated path

图3 采用前向预测算法计算控制量的曲线生成

Fig.3 Path generated using forward-prediction method

#### 1.4.1 车辆运动模型的更新策略

参加2013年“智能车未来挑战赛”的智能车采用简化的二自由度阿克曼转向模型进行位置更新.这一模型的基本运动微分方程如方程式(4)所示.

$$\begin{cases} \dot{x} = v \cos(\theta) \\ \dot{y} = v \sin(\theta) \\ \dot{\theta} = v \frac{\tan(\delta)}{l} \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $(x, y, \theta)$  分别是车辆的位置和航向角,  $v$  是车辆速度,  $\delta$  是前轮偏角,  $l$  是车辆前后轮距.

根据方程式(4),车辆期望位姿与速度有关.如果采用定时方式更新车辆的位置,那么不同车速下生成的期望路径可能不同,这将影响规划算法的时间一致性.如图4所示,不同车速生成的路径形状会略有不同.

为了消除速度对曲线生成的影响,运动更新采用定距更新的方式.此时运动更新方程变为

$$\begin{cases} \theta_{k+1} = \theta_k + \frac{s \tan(\delta)}{l} \\ x_{k+1} = x_c + r \sin(\theta_{k+1}) \\ y_{k+1} = y_c - r \cos(\theta_{k+2}) \end{cases} \quad (5)$$

其中

$$\begin{cases} x_{k+1} = x_c + r \sin(\theta_{k+1}) \\ y_{k+1} = y_c - r \cos(\theta_{k+2}) \end{cases} \quad (6)$$

$(x_c, y_c)$  是转动中心,  $s$  是定距规划的距离阈值.采用定距更新后,只要在一个规划周期中车辆行驶距离不超过定距规划的距离阈值,就能够保证曲线的一致性.

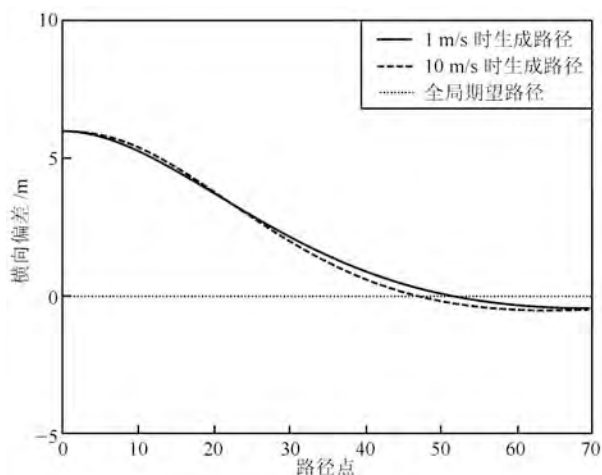


图4 定时规划下不同速度对路径生成结果的影响

Fig. 4 Generated path with different speed for fixed-time planning

## 2 鲁棒的局部规划

### 2.1 问题分析

基于前向预测的路径生成算法能够保证车辆位于上一周期规划结果上时新的规划结果与上一规划结果重合, 从而实现时间一致性. 这要求车辆的跟踪控制是准确的. 然而执行系统、跟踪控制算法和定位测量系统中存在的误差, 都可能造成跟踪控制不精确. 不考虑跟踪控制过程中误差的影响, 车辆实际行驶路线与规划结果仍然不一致的, 同样会造成对路径的安全分析结果失效, 时间一致性分析也就缺乏了足够的合理性. 考虑跟踪控制误差的局部规划称为具有鲁棒性的局部规划. 文献[16]通过增加障碍物的膨胀尺寸实现具有鲁棒性的局部规划, 而可行路径仍然作为没有尺寸的质点序列进行避障判断. 这种方法虽然能够保证不会因为控制误差造成碰撞, 但是无法避免车辆驶入膨胀后的障碍物区域, 进而导致规划系统认为无路可走而停车(图5).

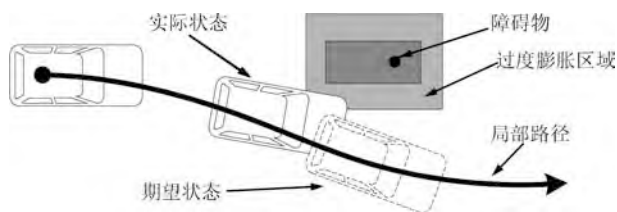


图5 增加膨胀尺寸无法避免车辆驶入障碍物区域

Fig. 5 Vehicle driving in inflated obstacle area

### 2.2 在基于前向预测的曲线生成中实现鲁棒性

在基于前向预测的路径生成算法中, 过程误差统一为期望前轮偏角误差的形式存在. 假设路径生成的每个迭代过程中期望转向控制量为  $\delta$ , 而系统的

过程误差为  $\Delta\delta$ . 用  $\delta + \Delta\delta$  和  $\delta - \Delta\delta$  代替  $\delta$  进行运动状态更新.  $\Delta\delta$  集中体现了执行系统的误差, 控制算法误差和定位系统误差. 增加  $\Delta\delta$  后基于前向预测的路径生成算法将生成两条路径, 分别对应了考虑过程误差后的期望路径可能边界. 这两条路径之间覆盖的区域便是车辆沿全局期望路径行驶可能到达的区域(图6). 以通行区域的形式代替原本不具有宽度的期望路径进行避障分析, 如果在边界线区域内存在障碍物则认为路径不安全. 在距离车辆较远处, 这种方法与过度膨胀障碍物效果相同, 可以使车辆远离障碍物以保证安全. 在距离车辆较近处, 可通行区域是由车辆当前位置逐渐扩张开来的, 避免了车辆进入过度膨胀区域而不可行的问题.  $\Delta\delta$  是与  $\delta$  有关的参数, 可以根据车辆平台执行机构的误差、期望转角的范围和车速进行标定.

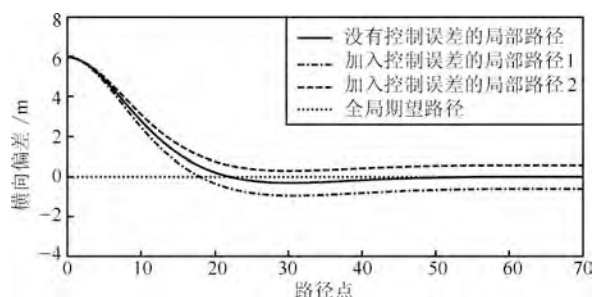


图6 增加控制误差生成的通过性区域

Fig. 6 Path zone generated with control error consideration

## 3 实验验证

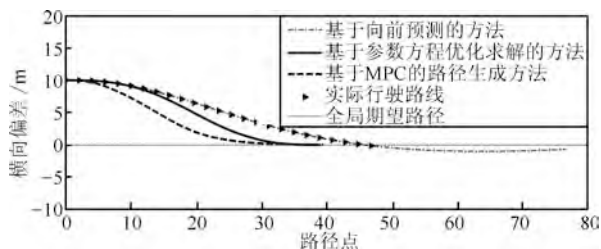
### 3.1 不同曲线生成算法间时间一致性的定量分析

为了比较时间一致性对曲线生成结果的影响, 本文选择使用不同曲线生成算法对同一条期望路径进行曲线生成, 比较各种算法下车辆最终实际运行路线与初始规划结果之间的差别. 参与比较的方法包括基于微分平坦的高阶参数方程优化求解, 基于模型预测控制原理(MPC)的曲线生成, 以及本文提出的基于前向预测的曲线生成算法. 全局期望路径为一条直线路径, 车辆初始时有10m的横向偏差. 图7中可以看出采用基于高阶曲线模型求解方法生成的路径与车辆的实际行驶路径之间最大存在2.5m的偏差, 而基于MPC的路径生成方法中的最大偏差则能够达到4.3m. 与之相比, 基于前向预测算法生成的路径与实际行驶路线重合.

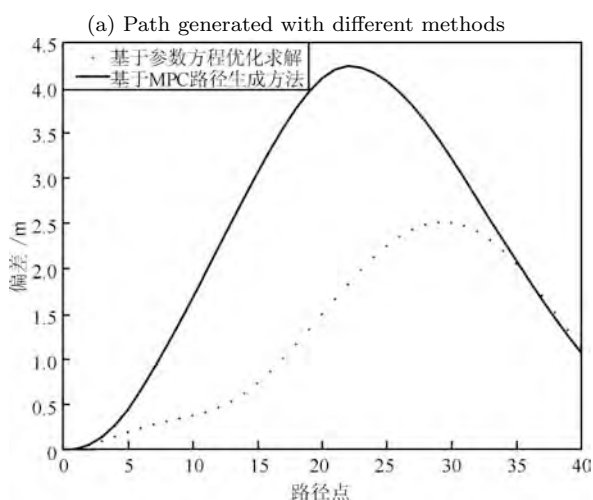
### 3.2 对不同期望路径的跟踪能力

实际交通中道路模型除了直线外, 还包括圆弧曲线和螺旋曲线两类. 本实验用基于前向预测的路径生成算法分别去跟踪圆弧型路径和螺旋曲

线 (Spiral curve), 验证该局部规划算法的跟踪能力. 图 8 (a) 中的全局路径为半径为 50m 的圆弧, 而图 8 (b) 所示全局路径为一段螺旋曲线; 车辆初始位置距离全局路径有 3m 的横向偏差, 没有航向偏差. 图中分别画出了初始位置生成的路径和车辆的实际运行路径. 该实验表明基于前向预测的路径生成算法对于实际交通存在的各类路径均具有良好的路径跟踪能力, 且满足时间一致性要求.



(a) 不同方法生成的局部路径

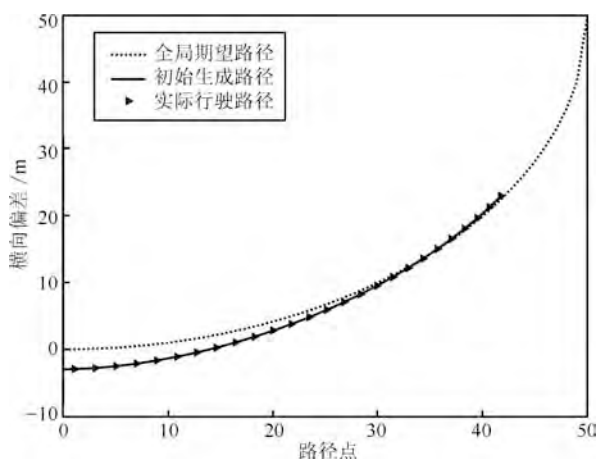


(b) 其他方法生成路径造成的跟踪偏差

(b) Path following errors in other methods

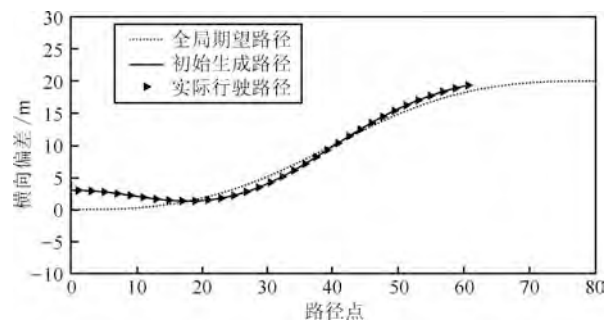
图 7 局部路径生成算法的比较

Fig. 7 Comparison between different methods



(a) 圆弧曲线的曲线生成结果

(a) Path generated to track circular curve



(b) 螺旋曲线的曲线生成结果

(b) Path generated to track spiral curve

图 8 不同期望路径下的曲线生成结果

Fig. 8 Path generated to track various reference path

### 3.3 仿真结果

以上分析均为对于几种典型算法的理论分析比较, 并没有考虑误差. 为了更为真实的比较几种局部规划算法, 进行了仿真测试分析.

当环境中存在比较宽松的空间容许车辆行驶时, 时间一致性并不会造成问题. 但是当环境复杂, 要求规划跟踪系统的具有很高通过性时, 时间一致性的影响便会体现出来. 一种典型的场景是 2013 年“智能车未来挑战赛”中出现的品字形障碍. 北京理工大学无人驾驶平台当时采用的基于最优化的路径生成算法并不具备时间一致性, 虽然规划系统成功的得到可行路径, 最终却避障失败. 下面使用 V-Rep 仿真软件与 Visual Studio 联合仿真分析这一场景下避障失败的原因.

联合仿真中, Visual Studio 软件环境下运行的是实车运行相同相同规划程序. V-Rep 向规划程序提供环境感知结果和车辆定位定向数据, 并根据规划程序生成的期望曲率与速度更新车辆的实际位置. V-Rep 中使用的车辆模型可以根据实际需要建立并增加执行系统误差.

本文使用阿克曼模型车辆模型 Manta. 图 9 左边显示了规划起始时, V-Rep 程序中的仿真场景. 仿真使用了单线激光作为传感器. 启动传感器后, 传感器检测范围如图 9 中深色覆盖区域所示. 由于悬架因素影响, 车辆行驶过程中单线雷达扫描平面并不时刻保持水平, 因此传感器只能识别近处障碍却看不到远处障碍, 这一现象是真实情况的反映. 图 9 右边显示了规划程序在初始时刻的环境感知结果与规划结果. 如前所述, 此时规划程序只能识别到两侧墙壁与前方存在的第一个障碍物. 规划程序中障碍物已经进行了第一级膨胀. 规划结果采用基于最优化的路径生成算法计算得到, 而且并没有考虑鲁棒性因素.

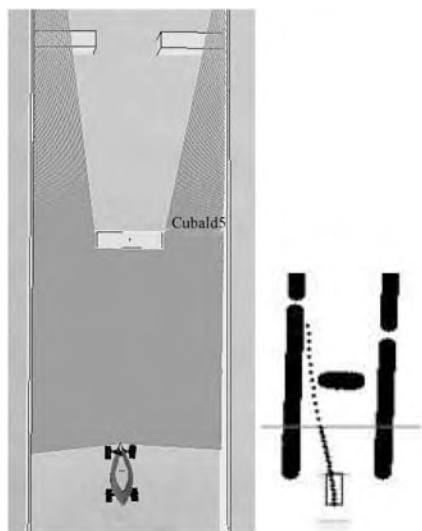


图 9 规划起始位置的仿真环境与规划结果  
(基于最优化的方法)

Fig.9 Simulated settings and planned path at startup  
(optimization-based method)

图 10 显示了车辆通过第 1 层障碍时的情况. 左侧是 V-Rep 仿真场景, 右侧为规划程序中的局部环境与规划结果. 由于前方空间较为充裕, 通过第 1 层障碍并不存在问题. 此时规划程序已经发现前方两个障碍之间的可行通道, 并作出正确的规划结果. 如果车辆能够沿着此规划结果行驶, 则可以顺利通过.

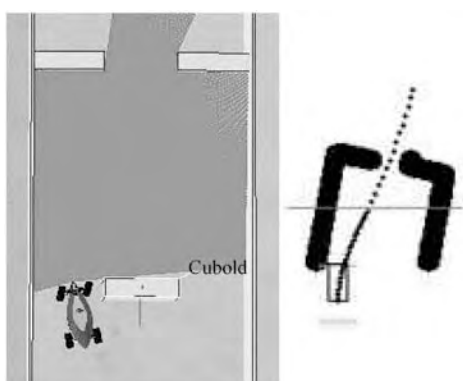


图 10 第 1 层避障时的仿真环境与规划结果  
(基于最优化的方法)

Fig.10 Simulated settings and planned path at the first obstacle (optimization-based method)

然而经过第 1 层障碍后, 再要通过第 2 层两个障碍之间的通道, 留给车辆的可行行驶空间已经非常有限了. 虽然一开始规划结果能够得到可通行路径, 但是由于算法的时间不一致问题以及过程误差的影响, 车辆实际行驶路径逐渐偏移规划结果. 起初车辆距离障碍物较远时这种偏移还不足以使车辆无法通

行, 但随着车辆接近障碍物, 规划程序最终无法计算出能够通过通道的结果.

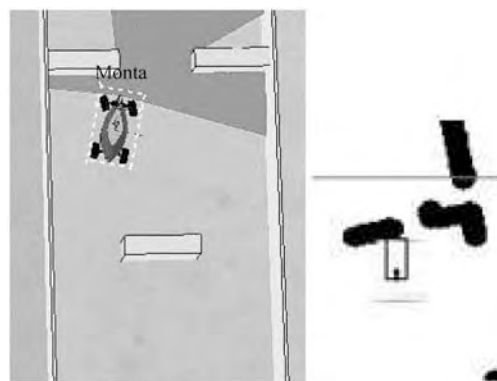


图 11 第 2 层避障时的仿真环境与规划结果  
(基于最优化的方法)

Fig.11 Simulated settings and planned path at the second obstacle (optimization-based method)

车辆经过第 1 层障碍时的规划结果与车辆最终实际行驶路径之间的对比如图 12 所示, 可见车辆行驶过程中逐渐偏离原始规划结果, 最终造成无法通行.

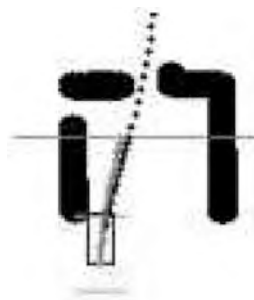


图 12 第 1 层避障后的规划结果与车辆实际运行路线的对比 (基于最优化的方法)

Fig.12 Comparison between the planned and the actual path at the first obstacle (optimization-based method)

在同样的场景下采用基于前向预测的路径生成算法进行仿真, 仿真结果如图 13 所示. 为了节约篇幅, 只给出车辆通过第 1 层障碍和车辆通过第 2 层障碍的结果. 需要注意的是路径生成算法不仅具备了时间一致性, 同时也考虑了过程误差的影响 (生成的局部路径不再是一条没有宽度的曲线, 而是具有一定宽度的带状曲线). 仿真结果直观地表明了基于前向预测的路径生成算法能够保证车辆实际运行路径与局部规划结果具有较好的一致性, 相较于基于最优化的路径生成算法, 能够保证车辆在复杂环境下具有良好的通过能力.



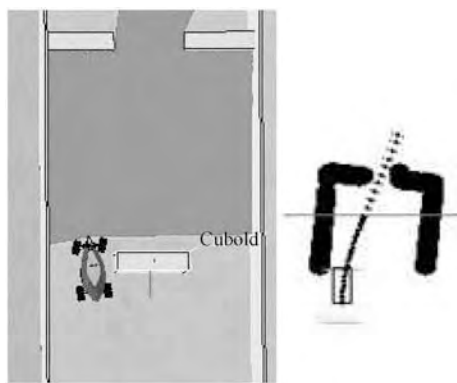


图 13 第 1 层避障时的仿真环境与规划结果  
(基于前向预测的方法)

Fig. 13 Simulated settings and planned path at the first obstacle (forward prediction-based method)

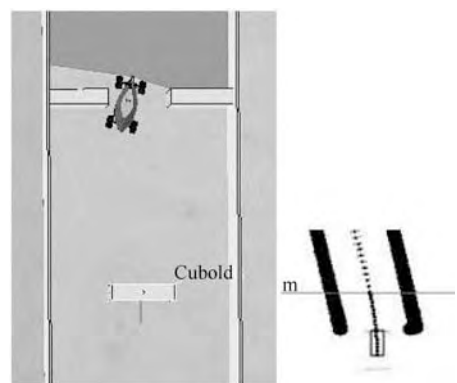


图 14 第 2 层避障时的仿真环境与规划结果  
(基于前向预测的方法)

Fig. 14 Simulated settings and planned path at the second obstacle (forward prediction-based method)

#### 4 结论与讨论

本文针对基于优化求解的曲线生成方法无法在不依赖全局精确定位的前提下实现具有时间一致性的问题,提出一种基于前向预测的曲线生成方法,仅依赖于局部定位信息生成具有时间一致性的局部规划结果.在曲线生成中,增加跟踪控制误差的影响,使用带状期望路径代替过去使用的不具有宽度信息的期望路径进行避障分析,保证规划结果能够体现车辆实际行驶路线,提高了无人驾驶车辆在复杂环境下的通过能力.使用 V-Rep 软件与实车运行的规划程序进行联合仿真,在典型场景下与基于五次多项式曲线生成方法进行对比,验证了该方法具有时间一致性与鲁棒性,能够提供更好的安全分析有效性.算法应用于北京理工大学参加 2013 年“中国智能车未来挑战赛”的两辆无人驾驶车辆上,顺利的完成了赛段全程和所有任务,展现了良好的避障能力.

本文设计的曲线生成算法虽然具有时间一致性与鲁棒性,然而该方法毕竟属于路径生成 + 路径选

择这类局部规划算法,无法摆脱该类方法本质存在的缺陷,那就是在路径生成过程中没有考虑环境约束,因此本算法无法像基于全局搜索等算法一样保证规划结果的完备性.下一步的工作重点是探索一种同时兼具时间一致性和完备性的局部规划方法.此外,本文提出的解决过程误差影响的方法相较于传统的过度膨胀障碍物的方法具有明显优势.而且并不仅限于用于基于前向预测的曲线生成算法,可以在各类局部规划算法中加以应用.但是在本文完成时,相关算法中只是使用了保守的估计的  $\Delta\delta$ ,并未对如何根据执行系统误差、跟踪算法误差、定位误差等过程误差确定的  $\Delta\delta$  方法进行深入研究,这也是下一步的工作内容之一.

#### References

- 1 Urmson C, Anhalt J, Bagnell D, Baker C, Bittner P, Clark M N, Dolan J, Duggins D, Galatali T, Geyer C, Gittleman M, Harbaugh S, Hebert M, Howard T M, Kolski S, Kelly A, Likhachev M, McNaughton M, Miller N, Peterson K, Pilnick B, Rajkumar R, Rybski P, Salesky B, Seo Y W, Singh S, Snider J, Stentz A, Whittaker W, Wolkowicki Z, Ziegler J, Bae H, Brown T, Demitrich D, Litkouhi B, Nickolaou J, Sadekar V, Zhang W, Struble J, Taylor M, Darms M, Ferguson D. Autonomous driving in urban environments: boss and the urban challenge. *Journal of Field Robotics*, 2008, **25**(8): 425–466
- 2 Montemerlo M, Becker J, Bhat S, Dahlkamp H, Dlogov D, Ettinger S, Haehnel A, Hilden T, Hoffmann G, Huhnke B, Johnston D, Klumpp S, Langer D, Levandowski A, Levinson J, Marcil J, Orenstein D, Paefgen J, Penny I, Petrovskaya A, Pflueger M, Stanek G, Stavens D, Vogt A, Thrun S. Junior: the Stanford entry in the urban challenge. *Journal of Field Robotics*, 2008, **25**(9): 569–597
- 3 Leonard J, How J, Teller S, Berger M, Campbell S, Fiore G, Fletcher L, Frazzoli E, Huang A, Karaman S, Koch O, Kuwata Y, Moore D, Olson E, Peters S, Teo J, Truax R, Walter M, Barrett D, Epstein A, Maheloni K, Moyer K, Jones T, Buckley R, Antone M, Galejs R, Krishnamurthy S, Williams J. A perception-driven autonomous urban vehicle. *Journal of Field Robotics*, 2008, **25**(10): 727–774
- 4 Bacha A, Bauman C, Faruque R, Fleming M, Terwelp C, Reinholtz C, Hong D, Wicks A, Alberi T, Anderson D, Cacciola S, Currier P, Dalton A, Farmer J, Hurdus J, Kimme S, King P, Taylor A, Van Covern D, Webster M. Odin: team Victor Tango's entry in the DARPA urban challenge. *Journal of Field Robotics*, 2008, **25**(8): 467–492
- 5 Borrelli F, Falcone P, Keviczky T, Asgari J, Hrovat D. MPC-based approach to active steering for autonomous vehicle systems. *International Journal on Vehicle Autonomous Systems*, 2005, **3**(2–4): 265–291
- 6 Anderson S J, Peters S C, Pilutti T E, Lagnemma K. An optimal-control-based framework for trajectory planning, threat assessment, and semi-autonomous control of passenger vehicles in hazard avoidance scenarios. *International Journal of Vehicle Autonomous Systems*, 2010, **8**(2–4): 190–216

- 7 Von Hundelshausen F, Himmelsbach M, Hecker F, Mueller A, Wuensche H J. Driving with tentacles: integral structures for sensing and motion. *Journal of Field Robotics*, 2008, **25**(9): 640–673
- 8 Jiang Yan, Gong Jian-Wei, Xiong Guang-Ming, Chen Hui-Yan. Research on differential constraints-based planning algorithm for autonomous-driving vehicles. *Acta Automatica Sinica*, 2013, **39**(12): 2012–2020  
(姜岩, 龚建伟, 熊光明, 陈慧岩. 基于运动微分约束的无人车辆纵向协同规划算法的研究. 自动化学报, 2013, **39**(12): 2012–2020)
- 9 Chu K, Lee M, Sunwoo M. Local path planning for off-road autonomous driving with avoidance of static obstacles. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2012, **13**(4): 1599–1616
- 10 Xu W D, Wei J Q, Dolan J M, Zhao H J, Zha H B. A real-time motion planner with trajectory optimization for autonomous vehicles. In: Proceedings of the 2012 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Saint Paul, Minnesota, USA: IEEE, 2012. 2061–2067
- 11 Kydland F E, Prescott E C. Rules rather than discretion: the inconsistency of optimal plans. *The Journal of Political Economy*, 1977, **85**(3): 473–492.
- 12 Werling M, Ziegler J, Kammel S, Thrun S. Optimal trajectory generation for dynamic street scenarios in a frenet frame. In: Proceedings of the 2010 IEEE International Conference on Robotics and Automation. Anchorage, Alaska, USA: IEEE, 2010. 987–993
- 13 Ziegler J, Stiller C. Spatiotemporal state lattices for fast trajectory planning in dynamic on-road driving scenarios. In: Proceedings of the 2009 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems. St Louis, USA: IEEE, 2009. 1879–1884
- 14 Li X H, Sun Z P, Chen Q Y, Liu D X. An adaptive preview path tracker for off-road autonomous driving. In: Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Control and Automation (ICCA). Hangzhou, China: IEEE, 2013. 1718–1723
- 15 Broggi A, Bertozzi M, Fascioli A, Guarino C, Lo Bianco C G, Piazzzi A. The argo autonomous vehicle's vision and control systems. *International Journal of Intelligent Control and Systems*, 1999, **3**(4): 409–441
- 16 Kammel S, Ziegler J, Pitzer B, Werling M, Gindele T, Jagzent D, Schroder J, Thuy M, Goebel M, Von Hundelshausen F, Pink O, Frese C, Stiller C. Team AnnieWAY's autonomous system for the 2007 DARPA Urban Challenge. *Journal of Field Robotics*, 2008, **25**(9): 615–639



**姜 岩** 北京理工大学智能车辆研究所讲师. 2010 年获北京航空航天大学车辆工程系博士学位. 主要研究方向为无人驾驶车辆感知, 规划和控制技术. 本文通信作者. E-mail: piuzuzu@gmail.com  
(**JIANG Yan** Lecturer at the Intelligent Vehicle Research Center, Beijing Institute of Technology. He received his Ph.D. degree from Beihang University in 2010. His research interest covers the sensing, planning and control of intelligent vehicle. Corresponding author of this paper.)



**王 琦** 北京理工大学智能车辆研究所博士后. 主要研究方向为智能车机器人的路径规划及环境感知. E-mail: wangqi.dream@gmail.com  
(**WANG Qi** Post doctor at the Intelligent Vehicle Research Center, Beijing Institute of Technology. His research interest covers path planning and environment perception for autonomous mobile robots.)



**龚建伟** 北京理工大学智能车辆研究所副研究员. 2002 年获得北京理工大学机械电子工程系博士学位. 主要研究方向为智能车机器人的路径规划及控制技术. E-mail: gongjianwei@bit.edu.cn  
(**GONG Jian-Wei** Associate professor at the Intelligent Vehicle Research Center, Beijing Institute of Technology. He received his Ph.D. degree from the School of Mechatronical Engineering, Beijing Institute of Technology in 2002. His research interest covers planning and control for autonomous mobile robots.)



**陈慧岩** 北京理工大学智能车辆研究所教授. 主要研究方向为智能车辆技术, 车辆信息技术. E-mail: Chen\_h.y@bit.edu.cn  
(**CHEN Hui-Yan** Professor at the Intelligent Vehicle Research Center, Beijing Institute of Technology. His research interest covers intelligent vehicle and information technologies.)