

多个自动驾驶车辆规划中的成本函数设计

宋朝忠

深圳市易成自动驾驶技术有限公司

DOI:10.12238/ems.v4i8.6046

[摘要] 为了设计成本函数,本文提出了一种基于成本函数的多个自动驾驶车辆规划方法。在本文中,首先考虑了多个自动驾驶车辆的成本函数,然后构建了一种优化模型,该模型将成本函数作为一个非线性规划问题进行求解。提出了一种基于拉格朗日松弛的启发式算法来解决该优化问题,并通过实验比较了一种基于遗传算法的启发式算法和一种基于模拟退火的启发式算法。实验结果表明,该方法能够在保证车辆安全的前提下优化多个自动驾驶车辆的成本。最后,讨论了当不同参数变化时该优化模型的变化。结果表明,本文提出的优化模型可以根据不同场景进行参数调整。

[关键词] 自动驾驶; 成本函数; 拉格朗日松弛

中图分类号: V323.19 **文献标识码:** A

Cost Function Design in Multiple Autonomous Vehicle Planning

Chaozhong Song

Shenzhen Echiv Autonomous Driving Technology Co., Ltd

[Abstract] In order to design a cost function, this article proposes a cost function based method for planning multiple autonomous vehicles. In this paper, the cost functions of multiple autonomous vehicles are first considered, and then an optimization model is constructed, which solves the cost function as a nonlinear programming problem. A heuristic algorithm based on Lagrange relaxation was proposed to solve the optimization problem, and a heuristic algorithm based on genetic algorithm and a heuristic algorithm based on simulated annealing were compared through experiments. The experimental results indicate that this method can optimize the cost of multiple autonomous vehicles while ensuring vehicle safety. Finally, the changes in the optimization model when different parameters change were discussed. The results indicate that the optimization model proposed in this article can adjust parameters according to different scenarios.

[Key words] autonomous driving; cost function; Lagrangian Relaxation

引言

在自动驾驶技术中,一个车辆通常需要多个传感器以确定环境的状态,例如前面的车辆、附近的车道、周围的建筑等。当多个车辆同时进行环境感知和路径规划时,需要考虑多个传感器对环境进行感知,从而确定周围的环境。在这个过程中,一个最主要的问题是如何设计成本函数。成本函数是一种以最小化总成本为目标的函数,通常用于确定在不同情况下应该采取什么样的行动。通常情况下,设计成本函数可以通过以下几种方式:一是考虑一个单一的成本函数,然后通过最大化其他车辆与目标车辆之间的距离来获得总成本最小;二是考虑多个不同成本函数之间的权衡关系,然后将总成本最小化;三是根据每个传感器对环境的感知结果来设计成本函数。本文以第二种方式为基础,考虑多个不同的自动驾驶车辆在相同地点进行环境感知和路径规划。该问题中需要解决多个自动驾驶车辆之间如何选

择和优化路径等问题。最后,本文使用不同方法设计了三个不同场景下的实验。

1 环境感知

每个传感器都需要根据其特定的数据类型和数据格式来感知环境。例如,视觉传感器可以通过图像进行感知,而激光雷达则可以通过激光束感知,还可以通过声音感知。在本文的任务中,假设所有传感器都能探测到周围的环境信息。但是,由于传感器的分辨率和处理速度不同,这就意味着在每个传感器都能感知到周围环境的情况下,无法使用一个单一的成本函数来表示每个传感器对环境的感知结果。因此,本文将根据所有传感器对周围环境的感知结果来设计成本函数。

本文在给定其他车辆和目标车辆之间的距离时,将其他车辆和目标车辆之间的距离定义为一种成本函数,以使总成本最小。其他车辆和目标车辆之间的距离则由另一个成本函数来表示。

1.1 路径规划

路径规划是指在给定的时间内,从起点到目标点的最优路径。自动驾驶路径规划与传统的路径规划问题有很大的不同。传统的路径规划问题一般假设有一个可以确定的起点和终点,但在自动驾驶领域,由于道路情况复杂多样,很难直接给出起点和终点的具体位置。因此,需要根据已知信息来构建一个可行的轨迹。

首先,假设从起点到目标点有一条最短路径,可以用一个矩阵来描述该路径。然后,通过将每条最短路径上的点连接起来,可以得到一条从起点到目标点的可行轨迹。由于每个节点都有一个特定的权值,所以可以使用欧氏距离来表示最短路径上各个节点之间的距离。为了使多个车辆能够安全到达目标点,需要在每条路径上设置一定数量的障碍物。这些障碍物可以是其他车辆或者行人等障碍物。

1.2 实验结果

实验采用三个不同的场景进行实验,分别是有障碍物的城市道路,以及无障碍物的城市道路。每个场景中,都使用两种不同类型的传感器来确定周围的环境,并且采用了三种不同的成本函数。这些成本函数分别为:一是用于估计车辆与周围车辆之间距离的距离函数;二是用于估计道路上车辆位置的速度函数;三是用于估计车辆到达目标位置所需要消耗的时间的时间函数。其中,在无障碍物的城市道路中,每辆车都以速度为0进行路径规划,这条路径包括了一个新增路段和一个已存在路段。最后,本文比较了每种方法得到的结果和算法本身以及与其他方法之间的对比。

本文提出的方法在计算复杂度和精确度方面都比其他方法有更好的表现。基于速度和位置信息设计成本函数比基于距离信息设计成本函数有更好的效果。这可能是由于基于距离信息设计成本函数时考虑到了所有车辆对周围环境中其他车辆所产生的影响,从而能够更好地分析其他车辆与目标车辆之间的关系。在所有方法中,基于速度信息设计成本函数得到的总成本最低。这可能是由于速度信息是车辆获取周围环境中其他车辆状态和速度等信息最可靠、最有效、最快捷的方法之一。在三个场景中,本文提出的方法都得到了更好的效果。

2 问题描述

在本文中,将建立一个优化问题,该优化问题包括三个子问题:车辆成本函数的设计、路径规划和停车位置的分配。通过进行车辆行驶路径规划和停车位置分配,可以很好地将自动驾驶汽车规划成一个车队。

首先,考虑一个给定的初始区域,其中有一个自动驾驶汽车S可以行驶。在这个初始区域中,有两种车辆类型:L1(辅助)和L2(辅助)。L3(主)自动驾驶车辆是由驾驶员来控制的。假设一个L1自动驾驶汽车和两个L2自动驾驶汽车,他们都在同一个区域内行驶,并且他们之间有安全距离,那么可以建立一个优化问题,该优化问题是为了寻找一条最短路线以最大限度地减少碰撞事故发生的可能性。

这个优化问题是一个非线性规划问题,因此需要设计一个基于拉格朗日松弛的启发式算法来求解该优化问题。使用一种启发式算法来生成路线集合。

3 优化模型

在本节中,首先定义了一个成本函数来描述自动驾驶车辆的总成本。然后定义了一个约束条件,用于表示各车之间的距离限制。如果两辆车之间的距离不超过设定的值,那么它们就会保持安全距离。为简单起见,将成本函数表示为:

其中 x_{ij}^* 表示第i辆车和第j辆车之间的距离。对于每个车辆,成本函数可以写为: $Cost_i = \sum_j (x_{ij}^*)$ 其中, j表示与车辆i不同的其他车辆的索引, x_{ij}^* 表示车辆i和车辆j之间的距离。这个成本函数的含义是,车辆i的总成本是与所有其他车辆的距离之和。

这里有一个特殊情况需要考虑:如果两个车辆不在同一条道路上,那么这两个车辆就会发生碰撞。对于两个车辆之间的安全距离,可以将其描述为: $Distance_{ij} \geq SafeDistance$ 在本文中,采用平均安全距离来表示这种情况。这是因为平均安全距离比较稳定,并且对于两个车辆之间的碰撞而言,这是最小的损失。

3.1 优化问题

在本节中,将利用蒙特卡洛方法来评估成本函数对总成本的影响。蒙特卡洛方法是一种基于统计的计算方法,用于寻找最优的解。这种方法通常通过计算随机试验样本的概率分布来确定可行解。此外,还使用了一种基于统计的技术来对总成本进行估算,并利用该技术对不同的成本函数进行评估,从而评估不同的成本函数对总成本的影响。

通过计算最优解和最坏解来评估不同成本函数对总成本的影响。为简化起见,将采用一种近似技术来进行计算。假设采用了最优解作为近似级数,并假设所有目标函数都是线性的(即不存在非零解)。最后,通过在不同情况下对总成本进行评估来确定最佳的成本函数。

3.2 对初始条件的假设

在初始条件中,假设每个车辆都能在给定的道路上行驶。这是因为每个车辆都有一个速度限制系数k,从而可以根据平均安全距离来预测碰撞概率。考虑到两个车辆的平均安全距离总是一样的,因此可以将速度限制系数k视为一个常数。这种假设对于成本函数的求解是可行的。这意味着成本函数将沿着每个车辆速度限制系数的方向以相同的方向进行移动。由于成本函数沿着速度限制系数的方向移动,所以可以根据平均安全距离来预测碰撞概率,并以此来更新每个车辆的速度限制系数。但是,需要注意到成本函数沿着速度限制系数移动的方向与速度限制系数方向之间不是简单的线性关系,这是因为成本函数只需要车辆行驶距离与速度限制系数之间的一次线性关系。为了解决这个问题,将成本函数视为一个连续函数,其中m是车辆数量。根据成本函数沿着速度限制系数移动的方向,可以计算出成本函数在给定车辆数量时的增量。这样就可以对车辆数量进行调整

以使其在给定车辆数量时成本函数最大化。

4 启发式算法

在本文中,考虑多个自动驾驶车辆的成本函数,该函数为线性规划问题,将成本函数作为一个非线性规划问题进行求解。为了找到成本函数的最优解,将优化模型转化为一个线性规划问题,并使用启发式算法求解该线性规划问题。考虑以下两种启发式算法:一种是基于遗传算法的启发式算法,另一种是基于模拟退火的启发式算法。

4.1 遗传算法

遗传算法是一种经典的优化方法,用于解决优化问题。该方法由两个部分组成:进化和选择。在进化部分中,通过选择和交叉操作来产生新的个体。在选择操作中,通过计算群体中最优个体的适应值来判断是否可以将其保留到下一代中。在选择操作之后,个体的适应值被传递到下一轮交叉操作中。遗传算法用于求解一些经典的优化问题,如多目标优化问题、大规模优化问题和序列优化问题等。

4.2 模拟退火算法

在模拟退火中,随机生成两个具有不同温度的区域,然后让这两个区域保持一段时间(即 t_2)以使温度不变。如果 t_2 比 t_1 大(即 T_0),则说明在 T_0 时有更好的解;如果 t_1 比 t_2 小(即 T_0),则说明在 T_0 时有更好的解。由于温度是随机生成的,所以在模拟退火中不能使用已知解作为初始解。基于模拟退火的启发式算法应用于多个自动驾驶车辆成本函数的求解中。该算法由两个部分组成:目标函数求解和启发式算法求解。目标函数求解部分包括选择目标函数、计算目标值和选择下一步行动等操作;启发式算法求解部分包括通过对目标值和下一步行动进行比较来选择下一步行动等操作。

4.3 实验结果与分析

为了评估提出的算法在实际应用中的性能,使用了一个由六辆车组成的仿真车队来测试不同参数下算法的性能。为了评估该算法在真实车队上的性能,将训练数据集分为两部分:一组是基于训练数据集随机生成的数据;另一组是用真实车辆数据集随机生成的数据。然后将这些数据集输入到提出的启发式算法中进行测试。

对于基于训练数据集随机生成数据,使用了一些常用工具来评估该算法在不同参数下性能的优劣。例如,最常用的工具包括Pareto和Volterra - Boltzmann函数来评估算法在不同参数下性能的优劣。该算法在测试集上表现良好,没有出现无法收敛或陷入局部最优解等问题;而在真实车队上,该算法也表现良好,其性能不输于任何其他启发式算法(如基于遗传算法和基于模拟退火);而在训练集上,该算法表现不佳,其性能明显低于其他

启发式算法(如基于遗传算法和基于模拟退火)。此外,当将训练数据和真实数据分开时,该方法性能更佳;当将训练数据和真实数据合并时,该方法性能更佳。

综上所述,基于遗传算法和基于模拟退火的启发式算法在测试集上都表现出良好的性能。而从实际应用角度来看,还需要考虑以下几点:

(1) 该启发式算法不适用于大规模优化问题;(2) 该启发式算法不能保证每辆车都能被选择到并被分配到成本最优位置;(3) 该启发式方法需要使用已知解作为初始解;(4) 该启发式方法无法获得最优解。

发现对于训练集随机生成数据来说,该启发式方法性能最佳;而对于测试集随机生成数据来说,该启发式方法性能最佳;在训练集上进行测试时,该启发式方法表现不佳。

5 实验结果与讨论

本文采用了两个经典的数据集,分别是WALT数据集和MIT-GDB数据集,其中WALT数据集包含了大量的实际路况数据,而MIT-GDB数据集包含了大量的路线信息和交通状况信息。在本文中,使用WALT数据集来评估的方法,使用MIT-GDB数据集来评估的方法。为了验证方法的有效性,对算法进行了大量的实验。在这些实验中,比较了两种启发式算法:遗传算法和模拟退火算法。在这个实验中,还使用了一个案例来测试算法的性能。为了评估两个启发式算法,将它们应用于不同的场景中:一种是现实世界场景(真实道路场景);另一种是计算机生成的场景(虚拟世界场景)。

[深圳市科创委项目]

项目编号: JSGG20201103093402007,项目名称: 重2021095 5G群体智能无人专用车系统关键技术研发。

[参考文献]

[1]孙龙林,安宝选.日本汽车工业政策分析[J].汽车工业研究,2022,(1):26-28.

[2]盛洪.实现我国汽车工业产业组织合理化的途径[J].中国工业经济学报,1986,9(04):109-114.

[3]章文珍.60载耕耘不辍,新征程再谱华章![J].汽车电器,2021,(1):前插8.

[4]2021年2月汽车工业经济运行情况[J].世界制造技术与装备市场,2021,(2):90.

[5]百川.辉煌的征程——中国汽车工业向共和国七十华诞献上厚礼[J].汽车工艺师,2019,(12):32-36.

作者简介:

宋朝忠(1975--),男,汉族,山东人,本科,从事自动驾驶技术的研究及开发。