

# 基于信息物理系统的自动驾驶车辆安全调速方法

龚 龔, 鲁 啸

(北京市科学技术情报研究所, 北京 100044)

**摘要:** 在普通汽车与自动驾驶车辆混合行驶的道路网中, 自动驾驶车辆视觉系统的辨识能力对交通安全至关重要。根据自动驾驶车辆视觉系统基本结构, 分析其与人视觉的能见度差距。模拟驾驶人调速算法被证明在恶劣的天气下(包括低能见度时)优于自动驾驶车辆的两个典型调速算法, 但是分析发现自动驾驶车辆采用模拟驾驶人调速算法可能引发交通事故。因此, 提出基于信息物理系统(CPS)的安全调速算法, 解决了自动驾驶车辆和驾驶人驾驶普通汽车之间视觉差距引发的交通安全问题。为比较这两种算法的安全性, 建立低能见度时视觉差距导致交通事故的道路网模型。该模型分三个阶段描述了从导致交通事故至局部道路网瘫痪的全过程。最后, 建立道路网事故发生概率和平均瘫痪时间两个指标。仿真结果表明, 自动驾驶车辆采用模拟驾驶人调速算法引发交通事故率较高, 而采用基于CPS的安全调速算法则不会发生交通事故。

**关键词:** 城市交通; 自动驾驶; 车辆视觉系统; 信息物理系统(CPS); 调速算法; 道路网模型; 低能见度

Speed Regulation on Automatic Vehicles Based on Cyber-Physical System

Gong Yan, Lu Xiao

(Beijing science and technology information research institute, Beijing 100044, China)

**Abstract:** In the roadway network where the common vehicles and the automatic vehicles travel together, the recognition capability of the automatic vehicles' vision system is important to travel safety. According to the basic structure of vision system located on automatic vehicles, this paper analyzes the visibility gap between it and human vision. The simulation driver's speed regulation algorithm has been proved to be superior to the two typical speed regulation algorithms in severe weather (including low visibility). However, the analysis shows that the simulation driver's speed regulation algorithm may cause traffic accidents. Therefore, based on Cyber-Physical System (CPS), the paper proposes a speed regulation algorithm to solve the traffic safety problem caused by the visual gap between the automatic vehicles and common vehicles. In order to compare the safety of the two algorithms, the paper develops a roadway network model of traffic accidents caused by visual gap in low visibility. The model can describe the entire process from the occurrence of a traffic accident to local roadway network paralysis in three stages. Finally, a probability index of roadway network accidents and an index of the average paralysis time are established. The simulation results show that the traffic accident rate of the simulated driver by the speed regulation algorithm is high, while the traffic accident would not happen by the safety speed regulation algorithm based on CPS.

**Keywords:** urban transportation; automatic driving; vehicle vision system; Cyber-Physical Systems (CPS); speed regulation algorithm; roadway network model; low visibility

收稿日期: 2018-08-30

作者简介: 龚龔(1984—), 女, 吉林通化人, 博士, 助理研究员, 博士后, 主要研究方向: 智能交通系统架构及技术研究。E-mail: gongy@bjstinfo.com.cn

自动驾驶车辆与普通汽车混合行驶在道路网中, 给道路交通安全带来了很大压力。密歇根大学交通研究中心通过统计 Google、Delphi、奥迪三家自动驾驶汽车事故率, 并与 2013 年美国汽车事故率进行对比, 发现

在目前的情况下, 自动驾驶汽车事故率几乎是普通汽车的 2 倍<sup>[1]</sup>。技术缺陷导致事故的一个典型案例是, 2016 年美国一辆特斯拉 MODEL S 在自动驾驶时发生车祸导致驾驶人死亡。事故原因是“在强烈的日照条件

下, 驾驶人和自动驾驶系统都未能注意到拖挂车的白色车身, 因此未能及时启动刹车系统”<sup>[2]</sup>。这一事故说明机器视觉与人类视觉存在一定的差距, 不能达到人的精度。本文的研究目的是通过相应的技术手段消除这种差距, 以达到普通汽车与自动驾驶车辆共生的安全驾驶环境。

## 1 自动驾驶车辆与人类视觉差距及其引发事故的原因分析

### 1.1 自动驾驶车辆视觉系统基本结构

在硬件上, 自动驾驶车辆视觉系统主要包括视频采集设备和视频处理软件。前者保证视频图像的采集质量, 后者则决定视频图像的处理结果。视频处理软件的作用包括对障碍物、交通信号、交通图案、公路边缘、弯道弧度、与前方车辆的距离、前方车辆的速度以及路面情况的检测识别。综合检测识别结果, 并结合车辆动力学模型和车辆行驶状态参数, 由车辆行为决策调度系统做出合理的决策调度, 然后由路径规划系统生成合理的路径规划和车辆控制命令, 对汽车进行控制。

从安全角度来讲, 前方车辆速度和距离、障碍物距离的检测识别最为重要。传统自动驾驶系统的目标检测与识别模块易受到周围环境的影响, 使得系统存在准确性、实时性不足等问题<sup>[3]</sup>。在道路能见度低的情况下, 自动驾驶车辆视觉系统对前方车辆速度和距离的识别存在一定误差, 对超出视觉系统能见度范围的车辆无法识别。此时, 车载测距雷达辅助自动驾驶车辆视觉系统测定前方车辆的速度和距离, 以补偿自动驾驶车辆视觉系统在能见度上的不足。

### 1.2 自动驾驶车辆与人的能见度差距

自动驾驶车辆视觉系统的视频采集设备像素值和人眼的像素值存在一定的差距, 这是自动驾驶车辆与人的能见度差距产生的原因。依据视野中心和视野边缘的差异, 以及个人差异, 人眼的像素约为 10 亿左右<sup>[4]</sup>。自动驾驶车辆视觉系统的视频采集设备像素值一般为几十万至几百万像素, 远低于人眼的像素值。

为了缩小两者的差距, 需要通过视频处理软件提高视频图像检测识别质量。文献[5]提出了一种结合人眼特性并通过支持向量机

网络训练获取能见度模型, 并支持向量机和数字图像相结合的能见度检测算法。该算法优于采用双目视觉计算道路场景能见度的方法<sup>[6]</sup>、采用小波变换提取图像边缘特征点计算道路能见度的方法<sup>[7]</sup>、平均梯度算法和透射率比率法<sup>[8]</sup>、基于路面视亮度差平方最优化的视频能见度检测算法<sup>[9]</sup>等。其实验结果表明该算法满足了人眼能见度检测的要求, 与人的能见度差距小。针对雾天, 基于车道线检测与图像拐点的道路能见度估计方法与入眼观测效果一致、误差小, 基本达到精度要求<sup>[10]</sup>。综上, 基于当前的视频图像处理方法基本能够达到人的能见度要求。

道路能见度低时, 为提高安全度, 车载测距雷达辅助自动驾驶车辆视觉系统能保证检测到 1~120 m 范围内的前车和相对速度范围为 0.4~180 km·h<sup>-1</sup> 的前车车速。虽然自动驾驶车辆在技术上正努力缩小与人的能见度差距, 但受视频处理技术的处理时间和雷达技术的视野范围影响, 在道路能见度低时, 自动驾驶车辆与普通汽车的能见度仍存在一定差距。

### 1.3 自动驾驶车辆的模拟驾驶人调速算法

自动驾驶车辆的两个典型调速算法是贝叶斯算法和 BP 神经网络算法。文献[11]提出了 5G 网络环境下汽车自动驾驶算法, 该算法考虑了自动驾驶车辆根据前方路况调整行驶速度, 并通过验证证明在恶劣的天气下(包括低能见度时)该算法优于两个典型调速算法, 提高了自动驾驶的安全性。本质上来看, 文献[11]的算法是采用模拟驾驶人对车辆进行调速的一种算法, 简称模拟驾驶人调速算法, 本文在此进行简要描述。

建立自动驾驶车辆模拟驾驶人调速算法如下。先明确道路网中车道和交叉口概念, 并对车道和交叉口进行标注。即将路段间相连接的道路网位置简化为一点称为连接点, 假设道路网中存在三个连接点  $i, j, k$ , 路段  $ij$  为从连接点  $i$  向连接点  $j$  方向行驶的路段, 当存在路段  $jk$  时, 相应的路段  $ij$  上包括通过连接点  $i, j$  向连接点  $k$  方向行驶的车道, 将其标记为车道  $ij-k$ ; 相应地, 将路段  $ij$  上与该车道相连的交叉口部分, 记为交叉口  $ij-jk$ 。

#### 1.3.1 车道处模拟驾驶人调速算法

道路能见度较高(高于某临界值  $VIS(\text{Lin})$ ,  $VIS(\text{Lin})$  为大于 120 m 的变量)

时,自动驾驶车辆视觉系统和人视觉差异可以依靠视频图像处理方法来消除,使两者能见度相当;道路能见度较低(介于120 m和 $VIS(Lin)$ 之间, $VIS(Lin)$ 为大于120 m的变量)时,自动驾驶车辆视觉系统的能见度低于驾驶人能见度,采用视频图像处理方法基本能消除两者差距,但视频图像处理时间可能为差异的消除带来一定的阻力;当道路能见度低于120 m时,自动驾驶车辆采用车载测距雷达,始终保证其能见度为120 m,高于驾驶人。

因此,道路能见度高于某临界值 $VIS(Lin)$ 或低于120 m时,自动驾驶车辆的调速与文献[12]的驾驶人调速算法相同。道路能见度介于120 m和 $VIS(Lin)$ 之间时,车道处自动驾驶车辆的模拟驾驶人调速算法为:

首先,当车道能见度距离 $dl_{ij}^k$ 高于实际车间距时,驾驶人监测的车间距 $d_{ij}^k$ 等于实际车间距。当 $dl_{ij}^k$ 低于实际车间距时, $d_{ij}^k$ 一般等同于 $dl_{ij}^k$ ;假设路段上车辆平均分布,可计算出 $d_{ij}^k$ 。

为比较驾驶人驾驶车辆和自动驾驶车辆间的视觉差异性,避免其他因素干扰,本文假设各驾驶人视觉无差异性,进一步得出 $dl_{ij}^k$ 的平均值。假设道路网上各自动驾驶车辆系统是无差异的,设定自动驾驶车辆视觉系统的车道能见度距离 $dcl_{ij}^k$ 为 $dl_{ij}^k$ 平均值的 $n_{l_{vis}}$ 倍。将 $dcl_{ij}^k$ 代入下文式(1),则得出自动驾驶车辆视觉系统监测的车间距 $dc_{ij}^k$ ,进而得出自动驾驶车辆的调整车速 $vc_{ij}^k$ 。

之后,自动驾驶车辆采用视频图像处理方法,消除自身视觉系统能见度和驾驶人能见度的差距,经过视频图像处理时间 $T(Lin)$ 后,自动驾驶车辆车速由 $vc_{ij}^k$ 变为驾驶人平均车速。

### 1.3.2 交叉口处模拟驾驶人调速算法

道路能见度越低驾驶人在交叉口处车辆加速的时间越长且不能达到交叉口限速;驾驶人调速后通过交叉口的时间和驾驶人交叉口能见度有关。根据实测及数据统计,考虑实际道路能见度,可以进一步得出 $dc_{ij}^k$ 的平均值。与2.1.1相似,假设自动驾驶车辆视觉系统的交叉口能见度距离 $dcc_{ij}^k$ 为 $dc_{ij}^k$ 平均值的 $n_{c_{vis}}$ 倍。 $dcc_{ij}^k$ 值最低值为120 m。根据后文调速公式(1),得出自动驾驶车辆调速后通过交叉口的时间 $tacc_{ij}^k$ 。

## 1.4 模拟驾驶人调速算法可能引发交通事故的原因

模拟调速自动驾驶车辆引发事故的原因在于:在车道处,当道路能见度介于120 m和 $VIS(Lin)$ 之间时,依靠视频图像处理方法来消除自动驾驶车辆视觉系统和人的差异所需的处理时间可能导致自动驾驶车辆和其他车辆的车速差,缩短两种车辆的距离;当道路能见度低于120 m时,自动驾驶车辆采用车载测距雷达,其能见度高于其他车辆,可能导致和其他车辆的车速差,进而导致交通事故。

在交叉口处,自动驾驶车辆视觉系统和人的能见度差异,导致自动驾驶车辆和其他车辆通过交叉口的时间差。由于同方向车辆通过交叉口的距离相等,时间差即代表了速度差,进而可能导致交通事故。

## 2 低能见度时基于CPS的自动驾驶车辆安全调速算法

当自动驾驶车辆与普通汽车在同一道路网行驶时,两者具有视觉系统差距。如果单纯地将两个子系统叠加在一起,将会引起一系列交通问题。前文分析了假设忽略自动驾驶车辆与人的视觉差距,并使自动驾驶车辆的调速系统模拟驾驶人调速算法进行车辆调速。分析可知,采用这种方法可能导致两种车辆的车速差,进而引发交通事故。因此,本文提出基于信息物理系统(Cyber-Physical Systems, CPS)的自动驾驶车辆安全调速算法,以避免自动驾驶车辆视觉系统与人类视觉差距带来的车辆碰撞为目标,即以消除自动驾驶车辆和普通汽车的车速差为目标。

采用基于CPS方法的原因是:CPS是通过计算技术、通信技术、控制技术,将计算、网络和自然、人工物理世界融合为一体的复杂系统。文献[13]指出:传统的物理系统关注影响系统实现的细节因子,信息系统关注系统功能的实现,而CPS以实现信息层和物理层的深度耦合为目标。传统系统功能性划分会带来子系统间的冲突问题,而通过CPS的数据信息传输、算法优化和控制修正,能够从根本上解决子系统间的冲突问题,达成系统融合目标<sup>[14]</sup>。

### 2.1 CPS方法架构及原理

如图1所示,基于CPS的安全调速算法

架构分为计算、通信、控制和物理世界四部分。这四部分整体形成一个控制闭环。在控制部分，普通汽车和自动驾驶车辆各自依据基于人类视觉的单车调速算法和基于自动驾驶车辆视觉系统的单车调速算法确定车辆调速，驾驶车辆。在物理世界部分，由于二者的视觉差距、两个算法差距和驾驶人反应时间，导致在道路网内普通汽车和自动驾驶车辆间的速度差。在通信部分，对自动驾驶车辆采用车联网平台进行数据采集(数据包括：车辆速度、位置、与前车距离)；通过交通数据采集平台进行全部车辆的交通数据采集(数据包括：车辆速度、位置)。

通信部分将所有采集到的数据提供给系统调速算法，由系统调速算法整合道路网内自动驾驶车辆与普通汽车的信息(主要包括：自动驾驶车辆及其前后车的车速差、位置、速度和距离)。之后，由系统调速算法计算出修正后的系统调速，消除车辆的车速差。通过车联网平台，将修正后的系统调速直接提供给自动驾驶车辆控制机构，由自动驾驶控制器件自动执行调速指令。在控制部分受自动驾驶车辆调速的影响，驾驶人根据物理世界反馈的信息，主要通过前后车的车速差、位置、速度和距离对道路网交通状况做出判断，并根据基于人类视觉的单车调速算法进行单车调速。

需要做出如下说明：

1) 自动驾驶车辆和普通汽车不同，其控制部分不需要反应时间。本模型增加了驾驶人反应时间的变量，虽然这个变量是增加两类车辆车速差的原因之一，但是由于它在系统调速之前产生，不会对消除车速差的目标产生影响。

2) 通信部分采用两个平台进行数据采集的原因是：一方面，该方法可以在现有的交通数据采集平台基础上改进，具有一定的实际应用基础和普适性；另一方面，采用两个平台进行数据采集的方法具有数据采集的互补性，更便于数据验证。

## 2.2 具体算法

通过两个通信平台确定道路网内车辆类型(人类驾驶、自动驾驶)和车辆行驶数据(车辆位置、速度)。根据自动驾驶车辆和前后车的位置关系、后车紧急制动距离，判断车辆间距是否为安全车距。当后车为普通汽车时，紧急制动距离与驾驶人反应时间和车速

有关。当后车为自动驾驶车辆时，紧急制动距离仅与车速有关。

$$LS_{ij}^k(cn, ct) = \begin{cases} tp \cdot vcn + vcn^2 / (2a_p^{ct}), & ct = 0 \\ vcn^2 / (2a_p^{ct}), & ct = 1 \end{cases}, \quad (1)$$

式中： $LS_{ij}^k(cn, ct)$ 为车道 $ij-k$ 上沿车辆运行方向第 $cn(cn=1, 2, \dots, n)$ 辆车的紧急制动距离/m； $ct$ 为车辆类型，普通汽车为0，自动驾驶车辆为1； $tp$ 为驾驶人反应时间/s； $vcn$ 为车速/( $m \cdot s^{-1}$ )； $a_p^{ct}$ 为车辆紧急制动加速度/( $m \cdot s^{-2}$ )，与车辆类型 $ct$ 有关。

当车辆间距大于紧急制动距离时，不需要针对后车进行安全调速；当车辆间距小于紧急制动距离时，需要进行安全调速。当需要安全调速时，根据自动驾驶车辆及其前后车的车速差、位置、速度和距离，通过式(1)反推出自动驾驶车辆与前后车保持高于紧急制动距离的车速范围。选择其中与自动驾驶车辆当前车速最接近的车速值，作为自动驾驶车辆的调速值，反馈给自动驾驶车辆。

## 3 低能见度时视觉差距导致交通事故的道路网模型及评价指标

在低能见度时，采用模拟驾驶人调速算法的自动驾驶车辆视觉系统和人的能见度差距可能导致交通事故。针对这一问题，上文提出了基于CPS的自动驾驶车辆安全调速算

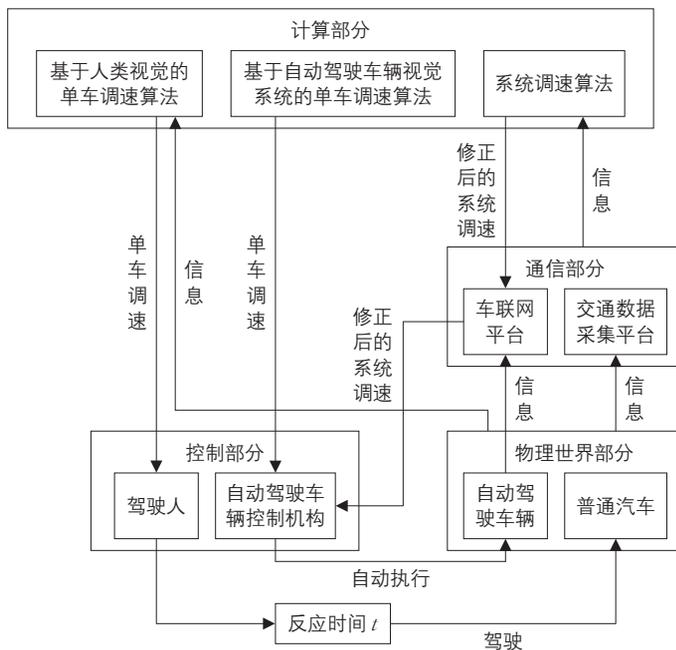


图1 基于CPS的城市道路安全调速算法架构

Fig.1 Algorithm framework of urban roadway safety speed regulation based on CPS

法。下文将采用这两种算法的车辆分别称为模拟调速自动驾驶车辆和安全调速自动驾驶车辆。为比较这两种算法的安全性,建立了视觉差距导致交通事故的道路网模型。按照时间先后顺序将该道路网模型分为三部分:低能见度时视觉差距导致交通事故的道路网模型、低能见度时交通事故发生至局部道路网瘫痪的道路网模型和低能见度时局部道路网瘫痪的道路网模型。

针对能见度正常情况的典型道路网模型的建立一般基于车辆跟驰<sup>[15]</sup>、流体动力学模拟<sup>[16]</sup>等交通流理论。文献[17]的研究表明,自动驾驶汽车的道路网模型适宜基于交通流元胞自动机模型,但该研究仍是针对能见度正常情况。文献[18]针对雾霾对城市交通运行的影响进行研究,说明了低能见度的交通危险性等特殊特征。为体现自动驾驶车辆与人的能见度差异,本文以雾霾情况作为道路能见度低的典型案例进行分析。由于文献[12]提出的模型是基于交通流元胞自动机模型且是雾霾情况下的道路网模型,既适用于自动驾驶车辆,又能体现低能见度的路网特征。因此,本文在文献[12]的基础上建立视觉差距导致交通事故的道路网模型。

### 3.1 低能见度时视觉差距导致交通事故的道路网模型

文献[12]建立了雾霾情况下道路网模型,考虑了驾驶人对能见度的反应特性,分别描述了雾霾情况下道路网车流在各车道和各交叉口的分布特性。建模过程中采集了驾驶人对能见度的反应特性数据。雾霾时,驾驶人根据自身能见度调整车速,车速较慢,使道路网不易发生交通事故。

本文在文献[12]的道路网模型的基础上建立低能见度时视觉差距导致交通事故的道路网模型。假设部分车辆为自动驾驶车辆;其余为普通汽车。相对于驾驶人,在低能见度条件下,当自动驾驶车辆采用模拟调速的方法时,依靠车载测距雷达辅助作用,其视觉系统能见度大于道路能见度,使得其车速较高于道路网车速。当模拟调速自动驾驶车辆的位置追赶上相邻的同方向同车道上的前方车辆时,认定引发了交通事故。将这个时间点称为交通事故发生起始时间点,其对应的道路网位置称为交通事故发生地。当自动驾驶车辆采用安全调速的方法时,根据自动驾驶车辆及其前后车的车速差、位置、速度

和距离,控制自动驾驶车辆与前后车保持高于紧急制动距离的安全车速,保证自动驾驶车辆不与其前后车发生碰撞,避免引发交通事故。

### 3.2 交通事故发生至局部道路网瘫痪的道路网模型

确定了交通事故发生起始时间点后,当事故排除时间相对较短时,事故导致的道路网瘫痪范围局限于交通事故发生的车道或交叉口。将这种道路网瘫痪称为局部道路网瘫痪。本文针对这种情况进行研究。

按照交通事故发生地点,导致的局部道路网瘫痪分为车道瘫痪和交叉口瘫痪。在交通事故发生起始时间点以后,按照交通流方向,以交通事故发生地为界,将交通事故所在的车道或交叉口分为前段和后段两部分。其中,前段部分为交通事故车辆之后的车道或交叉口。由于被交通事故车辆阻断,前段部分车道或交叉口的原有车辆不能离开且新车辆随时进入,后段部分车道或交叉口的原有车辆不断离开且新车辆不能进入。经过一段时间后,前段部分车道的车流车速持续下降,下降至一个临界值  $L_v$  时;或前段部分交叉口的排队车辆数上升,上升至一个临界值  $L_c$  时,前段部分的车辆发现前方事故,停止前进,车速降为零,引发局部道路网瘫痪。将到达临界值的时间点称为局部道路网瘫痪的起始时间点,并确定了相应的局部瘫痪地点。与此同时,后段部分车道或交叉口的车辆数不断下降至零且保持不变,不会发生交通瘫痪。因而,后文在建立低能见度时局部道路网瘫痪的道路网模型时,以前段部分车道和交叉口为基础。

### 3.3 局部道路网瘫痪的道路网模型

根据3.2节,可以确定局部道路网瘫痪的起始时间点。

#### 3.3.1 车道瘫痪道路网模型

在车道瘫痪时段,车速为零。此时进入该路段的车辆选择进入相同路段其他未瘫痪车道。在车道瘫痪前已在车道处的车辆将以低速涌入相同路段其他未瘫痪车道。假设车道  $ij-k$  瘫痪,相同路段其他未瘫痪车道标注为  $ij-w, w=1, 2, \dots, n-1$ 。

$$vt_{ij}^k = \begin{cases} 0, & t \in [tq_{ij}^k, tz_{ij}^k] \\ vt_{ij}^k, & t \notin [tq_{ij}^k, tz_{ij}^k] \end{cases}, \quad (2)$$

式中： $v_{ij}^k$ 为瘫痪车道  $ij-k$  的车速/( $m \cdot s^{-1}$ )； $tq_{ij}^k$ 为瘫痪车道  $ij-k$  瘫痪的起始时间/s； $tz_{ij}^k$ 为瘫痪车道  $ij-k$  瘫痪的结束时间/s； $v_{ij}^k$ 为车道  $ij-k$  未瘫痪时的车速/( $m \cdot s^{-1}$ )。

$$Nl_{ij}^k = \begin{cases} NL_{ij0}^k - Nl_{ij}^{k'} , & t \in [tq_{ij}^k, tz_{ij}^k] \\ NL_{ij}^k , & t \notin [tq_{ij}^k, tz_{ij}^k] \end{cases}, \quad (3)$$

式中： $Nl_{ij}^k$ 为瘫痪车道  $ij-k$  的车辆数/辆； $NL_{ij0}^k$ 为仿真周期内瘫痪车道  $ij-k$  的初始车辆数/辆； $Nl_{ij}^{k'}$ 为车道  $ij-k$  瘫痪时离开车道的车辆数/辆； $NL_{ij}^k$ 为车道  $ij-k$  未瘫痪时的车辆数/辆。

$$Nl_{ij}^{k'} = \int v_{ij}^{k'} dt, \quad (4)$$

式中： $v_{ij}^{k'}$ 为车道  $ij-k$  在瘫痪时单位时间内离开车道的车辆数/(辆 $\cdot s^{-1}$ )。

$$Nl_{ij}^w = \begin{cases} N_{ij0}^w + p_{ij}^w \cdot \sum_{\rho=1}^n N_{\rho i}^j + p_{ij}^{w'} \cdot Nl_{ij}^{k'} - N_{ij}^{w'} , & t \in [tq_{ij}^k, tz_{ij}^k] \\ N_{ij}^w , & t \notin [tq_{ij}^k, tz_{ij}^k] \end{cases}, \quad (5)$$

式中： $Nl_{ij}^w$ 为未瘫痪车道  $ij-w$  的车辆数/辆； $N_{ij0}^w$ 为仿真周期内未瘫痪车道  $ij-w$  的初始车辆数/辆； $p_{ij}^w$ 为车道  $ij-k$  瘫痪时仿真周期内进入路段  $ij$  的车辆选择车道  $ij-w$  的概率，与选择路段  $ij$  上除瘫痪车道  $ij-k$  外其他未瘫痪车道的概率和为1； $N_{\rho i}^j$ 为仿真周期内驶离路段  $ij$  车道区域的前方交叉口的车辆数/辆； $p_{ij}^{w'}$ 为在瘫痪前已在瘫痪车道处的车辆涌入其他路段的概率，与选择路段  $ij$  上除瘫痪车道  $ij-k$  外其他未瘫痪车道的概率和为1； $N_{ij}^{w'}$ 为仿真周期内驶离未瘫痪车道  $ij-w$  的车辆数/辆； $N_{ij}^w$ 为路段  $ij$  上各车道未瘫痪时车道  $ij-w$  的车辆数/辆。

### 3.3.2 交叉口瘫痪道路网模型

在交叉口瘫痪时，车速为零且车辆数不变。此时进入该路段交叉口区域的车辆选择进入该路段其他交叉口。在交叉口瘫痪前已在交叉口处的车辆停留在该交叉口处。假设交叉口  $ij-jk$  瘫痪，相同路段的其他未瘫痪交叉口标注为  $ij-jw, w=1, 2, \dots, n-1$ 。

$$v_{ij}^{jk} = \begin{cases} 0, & t \in [tq_{ij}^{jk}, tz_{ij}^{jk}] \\ v_{ij}^{jk}, & t \notin [tq_{ij}^{jk}, tz_{ij}^{jk}] \end{cases}, \quad (6)$$

式中： $v_{ij}^{jk}$ 为瘫痪交叉口  $ij-jk$  的车速/( $m \cdot s^{-1}$ )； $tq_{ij}^{jk}$ 为瘫痪交叉口  $ij-jk$  瘫痪的起始时间/s； $tz_{ij}^{jk}$ 为瘫痪交叉口  $ij-jk$  瘫痪的结束时间/s； $v_{ij}^{jk}$ 为交叉口  $ij-jk$  未瘫痪时的车

速/( $m \cdot s^{-1}$ )。

$$Nl_{ij}^{jk} = \begin{cases} N_{ij0}^{jk}, & t \in [tq_{ij}^{jk}, tz_{ij}^{jk}] \\ N_{ij}^{jk}, & t \notin [tq_{ij}^{jk}, tz_{ij}^{jk}] \end{cases}, \quad (7)$$

式中： $Nl_{ij}^{jk}$ 为瘫痪交叉口  $ij-jk$  的车辆数/辆； $N_{ij0}^{jk}$ 为仿真周期内瘫痪交叉口  $ij-jk$  的初始车辆数/辆； $N_{ij}^{jk}$ 为交叉口  $ij-jk$  未瘫痪时的车辆数/辆。

$$Nl_{ij}^{jw} = \begin{cases} N_{ij0}^{jw} + p_{ij}^{jw} \cdot \sum_{k=1}^n N_{ij}^{k'} - N_{ij}^{jw} , & t \in [tq_{ij}^{jk}, tz_{ij}^{jk}] \\ N_{ij}^{jw}, & t \notin [tq_{ij}^{jk}, tz_{ij}^{jk}] \end{cases}, \quad (8)$$

式中： $Nl_{ij}^{jw}$ 为未瘫痪交叉口  $ij-jw$  的车辆数/辆； $N_{ij0}^{jw}$ 为仿真周期内未瘫痪交叉口  $ij-jw$  的初始车辆数/辆； $p_{ij}^{jw}$ 为交叉口  $ij-jk$  在瘫痪时仿真周期内进入路段  $ij$  的车辆选择交叉口  $ij-jw$  的概率，与选择路段  $ij$  上除瘫痪交叉口  $ij-jk$  外其他未瘫痪交叉口的概率和为1； $N_{ij}^{k'}$ 为仿真周期内驶离路段  $ij$  交叉口区域的前方车道车辆数/辆； $N_{ij}^{jw}$ 为仿真周期内驶离未瘫痪交叉口  $ij-jw$  的车辆数/辆； $N_{ij}^{jw}$ 为路段  $ij$  上各交叉口未瘫痪时交叉口  $ij-w$  的车辆数/辆。

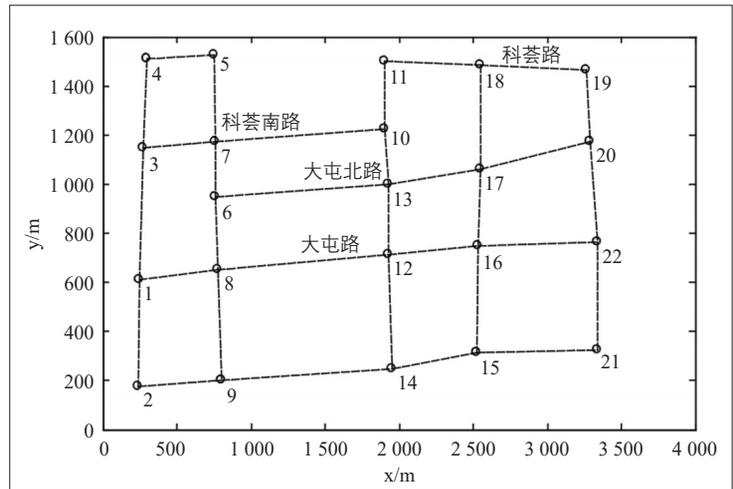


图2 仿真道路网

Fig.2 Simulation roadway network

表1 不同比例模拟调速自动驾驶车辆的仿真结果

Tab.1 Simulation results in different proportion of automatic vehicles with speed regulation

模拟调速自动驾驶车辆比例/%	事故发生概率/%	平均瘫痪时间/s
0	0	0
5	2.0~4.8	3.5~4.6
10	2.2~8.7	4.2~9.0

### 3.4 视觉差距引发局部瘫痪的道路网模型评价指标

低能见度时视觉差距导致交通事故的两个主要过程为交通事故发生和局部瘫痪，分

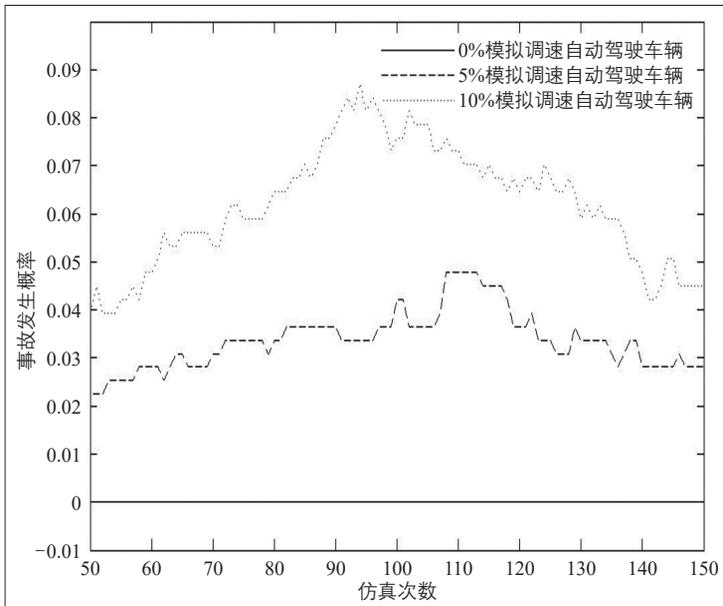


图3 不同比例模拟调速自动驾驶车辆事故发生概率

Fig.3 Accident probability of different proportion of simulation speed regulating automatic vehicles

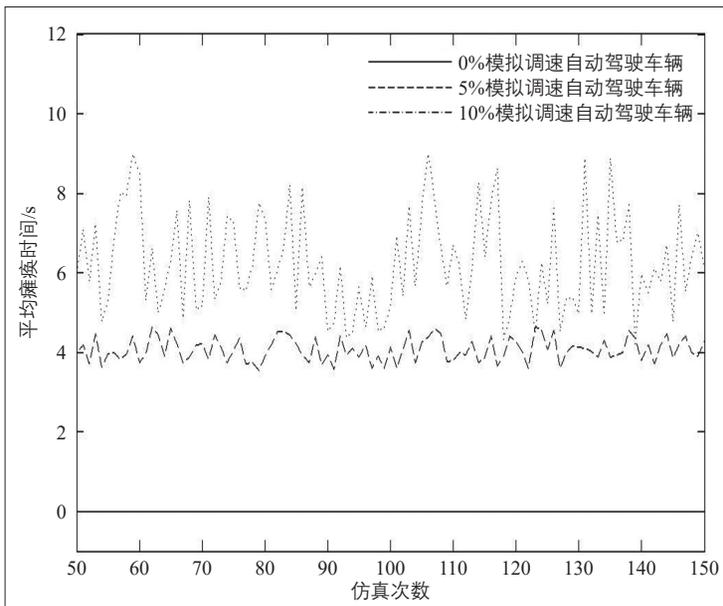


图4 不同比例模拟调速自动驾驶车辆的平均瘫痪时间

Fig.4 Average paralysis time of automatic vehicles with different proportion simulation speed regulation

表2 不同雾霾程度的仿真结果

Tab.2 Simulation results at different haze level

雾霾程度	事故发生概率/%	平均瘫痪时间/s
轻度	1.7~4.2	1.9~4.0
中度	2.0~4.5	2.4~5.0
重度	2.0~7.0	2.5~6.3

别建立相应的评价指标(即道路网事故发生概率和平均瘫痪时间)。

$$D = \left( \sum_{i,j,k=1}^n numl_{ij}^k + \sum_{i,j,k=1}^n numc_{ij}^k \right) / \sum_{i,j,k=1}^n 2, \quad (9)$$

式中:  $D$  为道路网事故发生概率;  $numl_{ij}^k$  为车道  $ij-k$  的事故次数/次;  $numc_{ij}^k$  为交叉口  $ij-jk$  的事故次数/次。

一段时间后,局部道路网瘫痪的车道车速提高且交叉口车辆数减少。当车道车速和交叉口车辆数达到3.2节中的临界值  $L_v$  和  $L_c$  时,则局部瘫痪结束。

$$TP = \left( \sum_{i,j,k=1}^n tpl_{ij}^k + \sum_{i,j,k=1}^n tpc_{ij}^k \right) / \sum_{i,j,k=1}^n 2, \quad (10)$$

式中:  $TP$  为道路网平均瘫痪时间/s;  $tpl_{ij}^k$  为车道  $ij-k$  的瘫痪时间/s;  $tpc_{ij}^k$  为交叉口  $ij-jk$  的瘫痪时间/s。

## 4 仿真

### 4.1 仿真数据

#### 4.1.1 仿真道路网数据

采用MATLAB进行仿真,仿真时间为1800s。选择北京市奥林匹克公园附近道路网进行仿真。以该区域道路网中主路为基础,将道路网结构简化为图2。仿真道路网数据与文献[12]相同。

#### 4.1.2 道路网模型数据

将  $VIS(Lin)$  的值设为1500m,  $T(Lin)$  的值设为10s,  $nl_{VIS}$  和  $nc_{VIS}$  的值为1.2。 $tp$  的值为1s,  $a_p^c$  的值为  $10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 。3.2中的车道车速临界值设为  $10 \text{ km} \cdot \text{h}^{-1}$ , 交叉口排队车辆数临界值  $L_c$  设为60辆。3.3中在瘫痪时离开车道  $ij-k$  的车速  $vn_{ij}^k$  设为  $0.05 \text{ 辆} \cdot \text{s}^{-1}$ 。 $p_{ij}^w$  和  $p_{ij}^{w'}$  的值随机,取值范围均为[0,1],路段  $ij$  所有  $p_{ij}^w$  的和为1,所有  $p_{ij}^{w'}$  的和为1。 $p_{ij}^{jw}$  的值随机,取值范围均为[0,1],路段  $ij$  上所有  $p_{ij}^{jw}$  的和为1。其余仿真数据同文献[12]。

### 4.2 模拟调速自动驾驶车辆仿真结果

#### 4.2.1 模拟调速自动驾驶车辆对雾霾时道路网安全隐患影响的仿真

分别假设0%,5%和10%的车辆为模拟调速自动驾驶车辆(其余为普通汽车)进行100次仿真。假设道路能见度距离为400m。得出仿真结果如图3、图4和表1所示。雾霾程度相同时,模拟调速自动驾驶车辆比例越高,事故发生概率越高,道路网平均瘫痪时

间越长。

#### 4.2.2 不同雾霾程度时安全隐患影响的仿真

雾霾程度分为轻度、中度和重度影响,分别假设道路能见度距离为1 000 m, 400 m和150 m。将5%的车辆设为模拟调速自动驾驶车辆(其余为普通汽车)进行100次仿真。得出仿真结果如图5、图6和表2所示。模拟调速自动驾驶车辆比例相同时,雾霾程度越重,事故发生概率越高,道路网平均瘫痪时间越长。

#### 4.3 安全调速自动驾驶车辆仿真结果

分别假设0%, 5%和10%的车辆为安全调速自动驾驶车辆(其余为普通汽车)进行100次仿真。假设道路能见度距离为400 m。统计仿真结果,不论安全调速自动驾驶车辆比例为何,事故发生概率均为0%。

分别假设道路能见度距离为1 000 m, 400 m和150 m。将5%的车辆设为安全调速自动驾驶车辆(其余为普通汽车)进行100次仿真。统计仿真结果,不论雾霾程度为何,事故发生概率均为0%。

比较4.2节和4.3节的仿真结果表明:采用安全调速算法能够消除视觉差距的影响,避免交通事故的发生。

### 5 结语

自动驾驶车辆和普通汽车存在一定的差异性,给城市道路交通带来潜在的安全隐患。本文从两者视觉差异的角度出发,研究了在低能见度情况下,当自动驾驶车辆和普通汽车采用相同调速方法时,可能带来的交通事故及引发局部交通瘫痪。为解决这一问题,本文提出了低能见度时基于CPS的自动驾驶车辆安全调速算法,通过信息通信、计算技术和控制机构等调整车速,以消除视觉差距带来的车辆速度差,避免交通事故。为比较自动驾驶车辆的模拟驾驶人调速和安全调速算法,建立了低能见度时视觉差距导致交通事故的道路网模型。模型反映出自动驾驶车辆采用两种调速方法对路网的影响,描述了由交通事故发生至路网局部瘫痪的全过程,并以道路网事故发生概率和平均瘫痪时间两项指标对路网所受的影响进行评价。仿真案例验证了自动驾驶车辆和普通汽车的视觉差距问题,以及采用基于CPS的自动驾驶车辆安全调速算法如何解决这一问题。而如

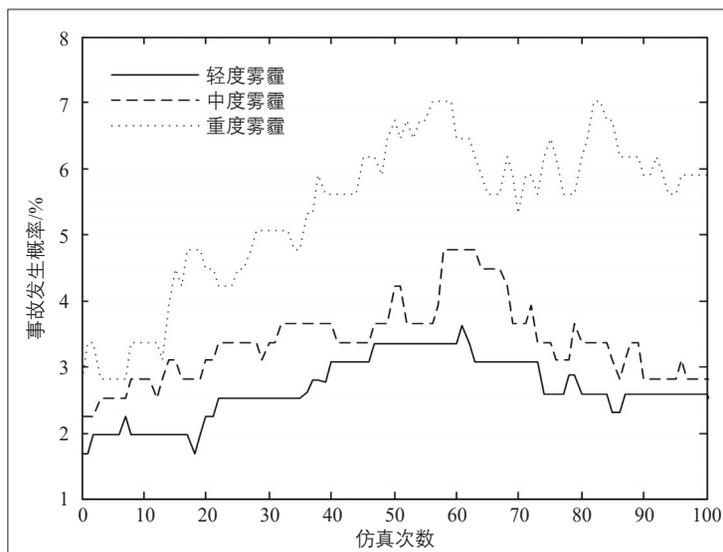


图5 不同雾霾程度的事故发生概率

Fig.5 Probability of accidents at different haze level

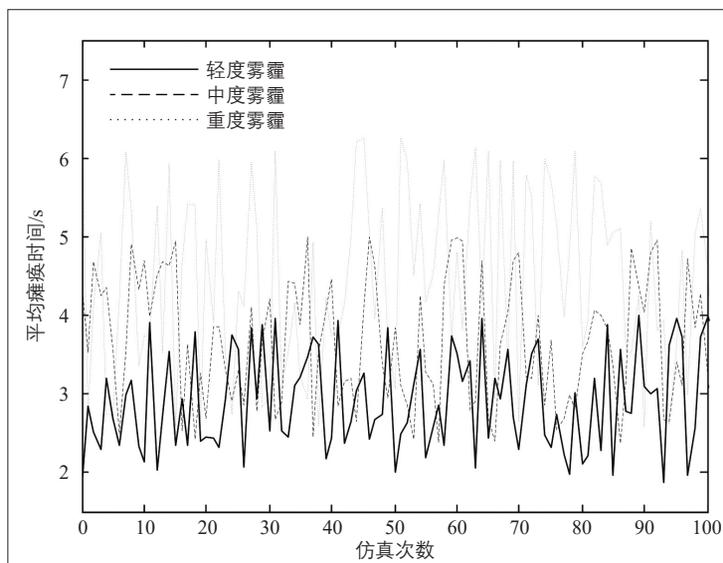


图6 不同雾霾程度的平均瘫痪时间

Fig.6 Average paralysis time at different haze level

何采用CPS方法来消除其他自动驾驶车辆和普通汽车的差异性仍有待进一步研究。

参考文献:

References:

- [1] Schoettle B, Sivak M. A Preliminary Analysis of Real-World Crashes Involving Self-Driving Vehicles[R]. Ann Arbor: The University of Michigan Transportation Research Institute, 2015.
- [2] 刘健皓. 第一起自动驾驶死亡车祸是怎么发生的? 特斯拉事故复现分析[EB/OL]. 2016 [2018-08-13]. <http://36kr.com/p/5048961.html>.
- [3] 霍桂利. 基于智能控制算法的自动驾驶系统优化研究[J]. 现代电子技术, 2019, 42

- (20): 177-180.  
Huo Guili. Optimization of Automatic Driving System Based on Intelligent Control Algorithm [J]. Modern Electronics Technique, 2019, 42 (20): 177-180.
- [4] 商晶. 最高超10亿 实测人眼到底等于多少像素[EB/OL]. 2014[2018-08-13]. [http://dcdv.zol.com.cn/474/4741995\\_all.html](http://dcdv.zol.com.cn/474/4741995_all.html).
- [5] 刘南辉, 周海芳, 章杰. 一种支持向量机和数字图像相结合的能见度检测算法[J]. 福州大学学报(自然科学版), 2018, 46(1): 59-64.  
Liu Nanhui, Zhou Haifang, Zhang Jie. A Visibility Detection Algorithm Based on Digital Image Processing and Support Vector Machines[J]. Journal of Fuzhou University (Natural Science Edition), 2018, 46(1): 59-64.
- [6] Hautiere N, Labayrade R, Aubert D. Real-Time Disparity Contrast Combination for On-board Estimation of the Visibility Distance[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2006, 7(2): 201-212.
- [7] 陈钊正, 周庆逵, 陈启美. 基于小波变换的视频能见度检测算法研究与实现[J]. 仪器仪表学报, 2010, 31(1): 92-98.  
Chen Zhaozheng, Zhou Qingkui, Chen Qimei. Video Visibility Detection Algorithm Based on Wavelet Transformation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2010, 31(1): 92-98.
- [8] 项文书. 基于交通视频的能见度估计研究[D]. 上海: 上海交通大学, 2014.  
Xiang Wenshu. Visibility Estimation Using Traffic Surveillance Video[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014.
- [9] 吴炜, 李勃, 杨娴, 等. 基于路面视亮度差平方最优化的视频能见度检测算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(10): 2412-2418.  
Wu Wei, Li Bo, Yang Xian, et al. Visibility Detection Algorithm Based on Optimization of Squared Differences Upon Apparent Luminance of Roads[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(10): 2412-2418.
- [10] 宋洪军, 陈阳舟, 郜园园. 基于车道线检测与图像拐点的道路能见度估计[J]. 计算机应用, 2012, 32(12): 3397-3403+3414.  
Song Hongjun, Chen Yangzhou, Gao Yuyuan. Visibility Estimation on Road Based on Lane Detection and Image Inflection[J]. Journal of Computer Applications, 2012, 32 (12): 3397-3403+3414.
- [11] 黎宇, 班瑞. 5G网络环境下汽车自动驾驶算法和应用安全AI研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2019(12): 118-121.  
Li Yu, Ban Rui. Research on Auto-Driving Algorithms and Application Safety AI in 5G Network[J]. Automation & Instrumentation, 2019(12): 118-121.
- [12] 龚葵, 张杰, 蓝金辉. 雾霾情况下路网模型及雾霾对交通路网的影响[J]. 交通运输系统工程与信息, 2015, 15(5): 114-122.  
Gong Yan, Zhang Jie, Lan Jinhui. A Road Network Model in Haze and Haze Situation Influence on Traffic Networks[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2015, 15(5): 114-122.
- [13] 王中杰, 谢璐璐. 信息物理融合系统研究综述[J]. 自动化学报, 2011, 37(10): 1157-1166.  
Wang Zhongjie, Xie Lulu. Cyber-Physical Systems: A Survey[J]. ACTA AUTOMATICA SINICA, 2011, 37(10): 1157-1166.
- [14] 龚葵, 李苏剑. 基于CPS理论的城市交通控制与诱导融合框架[J]. 公路交通科技, 2012, 29(5): 114-120.  
Gong Yan, Li Sujian. Fusion Framework of Urban Traffic Control and Route Guidance Based on CPS Theory[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2012, 29(5): 114-120.
- [15] Chander R E, Herman R, Montroll E W. Traffic Dynamics: Study in Car Following[J]. Operations Research, 1958, 6(2): 165-184.
- [16] Richards P L. Shock Waves on the Highway [J]. Operations Research, 1956, 4(1): 42-51.
- [17] 邢建民, 李浩南, 段得玉, 等. 自动驾驶汽车在交通网络中的效能分析[J]. 数学建模及其应用, 2017, 6(2): 65-75.  
Xing Jianmin, Li Haonan, Duan Deyu, et al. Performance Analysis of Automatic Driving Vehicles in Traffic Network[J]. Mathematical Modeling and Its Applications, 2017, 6 (2): 65-75.
- [18] 王书灵, 胡莹, 李雪滨, 等. 空气重度污染期间城市交通运行特征分析[J]. 城市交通, 2016, 14(6): 30-35.  
Wang Shuling, Hu Ying, Li Xuebin, et al. Urban Traffic Under Severe Air Pollution[J]. Urban Transport of China, 2016, 14(6): 30-35.