

基于车辆互扰的高速公路车群识别方法研究<sup>\*</sup>杨松<sup>1</sup>, 雷财林<sup>2</sup>, 暨育雄<sup>2</sup>, 娄刃<sup>1</sup>

(1.浙江省交通运输科学研究院, 浙江 杭州 310023; 2.同济大学 道路与交通工程教育部重点实验室, 上海 201804)

**摘要:** 车辆结群向前行驶是高速公路上连续交通流中的常见现象。群内车辆发生异常行驶行为会影响周边相邻多辆车辆, 易引发交通事故。而目前采用的快速识别高速公路上车群的方法存在局限。文中基于车辆微观运动状态, 提出高速公路上车间互扰程度大的车群自动识别方法, 基于路段全样本车辆轨迹数据和责任敏感安全模型计算相邻车辆间的互扰强度, 借鉴复杂网络理论将多车间的扰动关系转换为网络图, 并基于社区发现算法实现车群自动识别。基于 Highway Drone(High D)数据集进行实例验证, 结果表明, 随着速度的增大, 车间互扰强度增大; 采用文中车群识别算法能自动实现车群识别, 且车群内的车辆互扰强度明显大于车群间的车辆互扰强度; 车群内速度波动越大, 存在风险的车辆对个数越多。

**关键词:** 公路交通; 高速公路; 车群识别; 车间互扰; 路侧感知; 轨迹数据; 社区发现

中图分类号: U491.112

文献标志码: A

文章编号: 1671-2668(2024)02-0020-07

高速公路作为交通运输网络的大动脉, 方便了人员出行和货物流通, 对整个国民经济尤其是高速公路沿线地区经济发展起到了巨大促进作用。但同时带来交通事故不断增长的负效应。中国高速公路通车里程在整个道路交通系统中仅占 2.8%, 但每年由高速公路上交通事故造成的死亡人数占比高达 10%<sup>[1-3]</sup>。

在高速公路上, 当前方存在合流区或路面损坏等现象时均可能导致车辆速度降低, 交通流密度增大。此时, 车辆间距减小, 若前方车辆减速或侧方车辆变道插入, 后方/目标车道的多辆车辆将受到干扰。若被干扰车辆未及时采取正确避让措施, 易引发交通事故<sup>[4-6]</sup>。因此, 在高速公路连续场景下, 快速识别相互干扰较大的车群可确定多车辆风险管控范围, 有效支持高速公路事故预防。

## 1 车群识别研究现状

通常将车群定义为一起行驶的多辆车辆<sup>[7]</sup>。目前, 车群识别方法主要分为三类: 1) 在单条车道上, 车头时距小于特定阈值的多个车群定义为一个车群; 2) 通过当前车辆与周边车辆的距离判别是否属于相同车群, 当不同方向车辆间距小于对应的特定阈值时, 距离范围内的多辆车辆划分为相同车群; 3) 通过车辆间相互作用关系建立车群识别方法。

在基于车头时距识别车群的方法中, 数据主要来源于单点环形线圈检测的车辆断面数据, 将相邻车辆通过该断面时间差小于阈值的多辆车辆划分为相同车群, 阈值一般为 2~8 s<sup>[8-10]</sup>。此类研究大多通过离线分析方式研究车群特征与交通流特征间的关系。Al-Kaisy A. 等提出同一条车道上经过相同线圈且车头时距为 5~7 s 的多辆车辆间存在明显的相互作用, 并且车群中车辆数随着交通流速度降低而增加<sup>[11]</sup>。Hyun K. K. 等将经过相同线圈且车头时距小于 4 s 的多辆车辆划分为相同车群, 并基于广义结构方程模型(GSEM)分析了事故严重程度与车群特征的关系<sup>[12]</sup>。

在基于车辆横向及纵向距离识别车群的方法中, 数据主要来源于当前车辆车载传感器检测的周边车辆信息<sup>[13]</sup>。Zhang J. L. 等提出三车道场景下车群动态识别方法, 将当前车辆前方 70 m、左侧[-65 m, 60 m]、右侧[-50 m, 55 m]范围内的多辆车辆识别为一个车群, 并基于 PageRank 算法计算了车群变化的概率<sup>[14]</sup>。Zhu J. 等在高速公路交织区场景下, 直接将当前车辆与周边车辆定义为一个车群, 包括前后左右、左/右前、左/右后 8 个方向, 并提出了当前车辆行车风险预测方法<sup>[15]</sup>。

在基于车辆相互作用识别车群的方法中, 数据主要来源于高视角传感器采集的全样本车辆轨迹数

<sup>\*</sup> 基金项目: 浙江省级重点研发计划项目(2021C01011); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(22120220369)

据。Wang Q.等通过计算车辆碰撞概率进行车群识别,首先基于车辆当前运动信息,通过假设车辆运动的概率分布估计车辆下一时刻状态;然后计算当前车辆与周边车辆的碰撞概率;最后基于密度聚类实现车群识别<sup>[16]</sup>。Wen H. Y.等从无人机采集视频中提取全样本车辆轨迹,基于多车辆时空相似性和密度聚类提出车群识别方法,并基于孤立森林算法实现了车群风险预测<sup>[17]</sup>。容颖等将车群定义为在双车道高速公路上由于行驶空间紧密且对行驶过程中的干扰有相似响应的多辆车辆,并基于 VISSIM 仿真验证了车群内风险值大于群外风险值<sup>[18]</sup>。纪廷婷等提出车群是指以某一辆车为中心,对该中心车辆具有一定影响的所有车辆<sup>[19]</sup>,雷毅等也将对中心车辆有影响的多辆车辆定义为车群<sup>[20]</sup>,但未明确车辆间的影响程度如何计算,且在高空视角下无法确定中心车辆。文献[21-23]将在车联网和自动驾驶场景下能够相互通信的多辆车辆识别为一个车群。

目前在高速公路车群识别研究方面已积累了较多成果。但由于采用的识别方法及数据不同,还存在一定不足:1) 在基于线圈数据和车头时距识别车群方面,断面数据仅反映相邻车辆间纵向瞬时关系,能够提取的车辆信息有限。2) 在基于车载设备采集数据和不同方向距离阈值识别车群方面,车群设备采集的数据范围有限,且仅依靠距离难以反映车辆间的互扰关系,尤其是在不同速度下。3) 在基于多车互扰识别方面,主要基于假设的车辆运动状态进行车辆间关系计算,不适用于自然驾驶状态下的车辆。自然驾驶状态下,基于视频检测数据的车群识别研究中,主要基于车间行为相似性和密度等,忽略了车辆间的互扰行为。

近年来,国家大力支持智慧高速公路建设,毫米波雷达、激光雷达、雷视一体机等路侧感知设备大量布设于高速公路两侧,通过这些设备能够采集路段上车辆连续轨迹<sup>[24-25]</sup>,且所采集的轨迹具有全样本、精度高、频率高的优点。这些精细化的轨迹数据为研究车辆微观行为提供了良好数据支持。本文基于路段全样本轨迹数据,研究多车互扰强度计算方法,并基于社区发现算法构建车群自动识别方法,为全时空交通管控及车路协同提供支持。

## 2 车辆轨迹数据

本文基于 Highway Drone(High D)数据集进行研究与分析。High D 数据集为由无人机在德国

高速公路上收集的车辆行驶视频中通过图像识别技术提取的车辆高频轨迹<sup>[26]</sup>,其中包含 6 条不同高速公路路段,共有 147 h 驾时、44 500 km 驾驶里程。数据中记录了车辆的运动信息和尺寸信息,运动信息包括车辆位置坐标、横向及纵向运动信息(包含速度及加速度)、车辆尺寸信息(包含车辆长度和宽度)、车辆位置信息(误差小于 10 cm)。目前,High D 数据集已被广泛应用于微观驾驶行为研究<sup>[27-29]</sup>。High D 数据采集方式及坐标系见图 1。

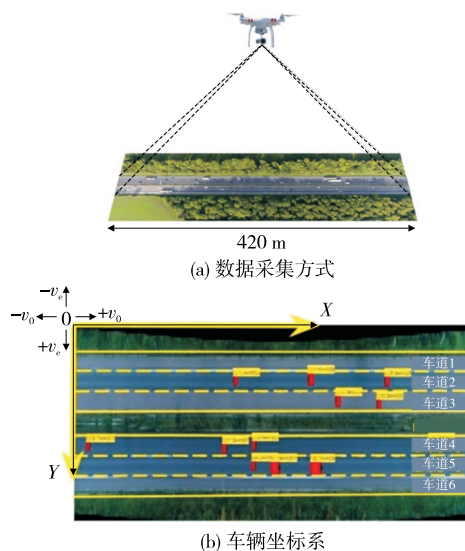


图 1 High D 数据采集方式及坐标示意图

图 2 为 High D 轨迹数据中某帧数据俯视图,其中每个矩形代表一辆车,矩形内数字为车辆 ID,图中标记了车间相对密集的多辆车辆。可见,在实际数据中车辆成群向行驶的现象明显存在。

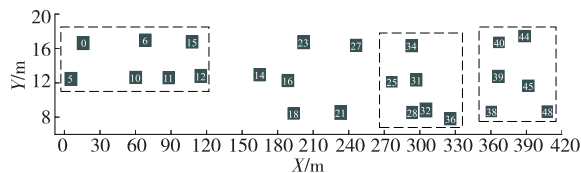


图 2 路段车辆位置分布俯视图

## 3 车群识别方法

### 3.1 车间互扰强度

在高速公路上相邻车辆间会产生相互干扰,包括横向干扰和纵向干扰。横向干扰指不同车道上相邻车辆间相互干扰,如相邻车道以一定横向速度向当前车道移动,目标车道车辆将明显受到干扰。纵向干扰指相同车道上前后车辆间的干扰,如在安全距离内前方车辆减速对后方车辆产生的影响。

责任敏感安全模型 (Responsibility Sensitive Safety, RSS) 是将人类对于安全驾驶的理念和事故责任的划分转化成数学模型和决策控制的参考参数<sup>[30]</sup>, 主要根据两车间的运动状态计算安全距离。在纵向, 当前车辆与前车保持一定安全距离, 即使前车突然急刹, 本车也可以及时反应, 避免碰撞; 在横向, 当前车辆须与侧方车辆保持安全距离, 换道时必须保留足够的反应时间, 避免碰撞。纵向 RSS 值计算方式如下:

$$d_{\min}^{\text{lon}} = \left[ v_r \rho + \frac{1}{2} a_{\max, \text{accel}} \rho^2 + \frac{(v_r + \rho a_{\max, \text{accel}})}{2 a_{\min, \text{brake}}} - \frac{v_f^2}{2 a_{\max, \text{brake}}} \right] + \quad (1)$$

式中:  $v_r$  为当前车辆行驶速度;  $\rho$  为驾驶人纵向反应时间, 取 1.2 s;  $a_{\max, \text{accel}}$  为反应时间内最大加速度;  $a_{\min, \text{brake}}$  为前车最小纵向减速度;  $v_f$  为前车行驶速度;  $a_{\max, \text{brake}}$  为前车最大纵向减速度;  $[\cdot]_+$  代表  $\max(\cdot, 0)$ 。

横向 RSS 值计算方式如下:

$$d_{\min}^{\text{lat}} = \mu + \left[ \frac{v_1 + v_{1, \rho}}{2} \rho + \frac{v_{1, \rho}^2}{2 a_{\min, \text{brake}}^{\text{lat}}} - \left( \frac{v_2 + v_{2, \rho}}{2} - \frac{v_{2, \rho}^2}{2 a_{\min, \text{brake}}^{\text{lat}}} \right) \right] + \quad (2)$$

$$v_{1, \rho} = v_1 + \rho a_{\max, \text{accel}, 1}^{\text{lat}} \quad (3)$$

$$v_{2, \rho} = v_2 + \rho a_{\max, \text{accel}, 2}^{\text{lat}} \quad (4)$$

式中:  $\mu$  为车辆行驶过程中的横向波动幅度, 取 0.5 m; 1、2 分别为横向相邻的两辆车的编号;  $v_1$ 、 $v_2$  分别为车辆 1 和车辆 2 的横向速度 (m/s);  $a_{\min, \text{brake}}^{\text{lat}}$  为车辆的最小减速度;  $a_{\max, \text{accel}, 1}^{\text{lat}}$ 、 $a_{\max, \text{accel}, 2}^{\text{lat}}$  分别为车辆 1 和车辆 2 的最大横向加速度 (m/s<sup>2</sup>)。

当两车的实际距离小于 RSS 值时, 两车存在发生交通事故的潜在风险。因此, 将两车的 RSS 值与实际距离的比值定义为互扰强度 (Interaction Strength, IS), 其值越大, 两车发生交通事故的潜在风险越大。假设两车的编号分别为 a、b, IS 值计算方式如下:

$$V_{\text{IS}, ab} = \frac{V_{\text{RSS}, ab}}{d_{ab}} \quad (5)$$

式中:  $V_{\text{IS}, ab}$  为 a、b 两车的互扰强度;  $V_{\text{RSS}, ab}$  为 a、b 两车的 RSS 值;  $d_{ab}$  为 a、b 两车的实际距离。

当两车关系为纵向相邻 [见图 3(a)] 时,  $V_{\text{RSS}, ab} = d_{\min}^{\text{lon}}$ ,  $d_{ab} = |x_a - x_b|$  [ $x_a$ 、 $x_b$  分别为车辆 a、b 位置的纵向坐标值 (行车方向)]; 当两车关系为横向相

邻 [如图 3(b) 所示] 时,  $V_{\text{RSS}, ab} = d_{\min}^{\text{lat}}$ ,  $d_{ab} = |y_a - y_b|$  [ $y_a$ 、 $y_b$  分别为车辆 a、b 位置的横向坐标值 (行车方向的逆时针 90° 方向)]; 当两车关系如图 3(c) 所示时,  $V_{\text{RSS}, ab} = \sqrt{(d_{\min}^{\text{lon}})^2 + (d_{\min}^{\text{lat}})^2}$ ,  $d_{ab} = \sqrt{(y_a - y_b)^2 + (x_a - x_b)^2}$ 。

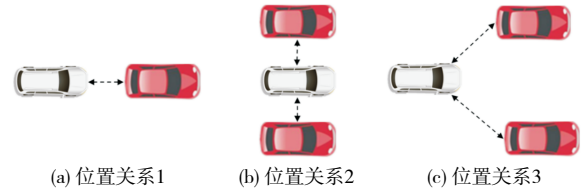


图 3 车辆位置关系示意图

### 3.2 基于社区发现算法的车群识别

本文将车群定义为在连续交通流中车辆位置相邻且车间相互影响大的多辆车辆, 车群内车-车互扰强度大, 车群间车-车互扰强度小。为同时表达车-车位置关系和互扰强度, 通过复杂网络表示多车间的互扰关系, 表达式如下:

$$G = (V, E, W) \quad (6)$$

式中:  $G$  为网络图;  $V$  为网络节点集合, 每个节点分别代表一辆车;  $E$  为节点间的边集合, 节点间存在边表示车-车存在互扰关系;  $W$  为边权重的集合, 其值为车-车间的互扰强度。

图 4 为多车互扰的网络示意图, 其中圆圈 (节点) 代表车辆, 圆圈内数字代表车辆 ID, 节点间连接边代表车间的互扰关系, 边上方数字为互扰强度。以车辆 6 为例, 前方为车辆 3, 互扰强度为 0.15; 右侧为车辆 5, 互扰强度为 0.20; 右前方为车辆 4, 互扰强度为 0.05。

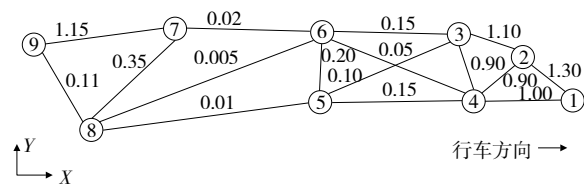


图 4 多车互扰网络示意图

社区发现算法 (Community Detection Algorithms) 是用于复杂网络中社区结构或聚类节点识别的计算方法<sup>[31]</sup>。社区结构是由网络中具有紧密联系且相对独立的节点组成的子图。Louvain 算法是由 Blondel V. D. 等于 2008 年提出的一种用于快速发现社区的经典算法<sup>[32]</sup>, 该算法基于贪心策略, 从自己社区中的每个节点开始, 重复加入导致最大模块化的社区对, 直到不可能进一步增加网络的紧

密程度。本文利用 Louvain 算法进行车群识别,将互扰强度较大的多辆车辆自动识别为一个车群。流程如下:1) 把所有节点看成独立车群,车群数等于车辆数。2) 将每个节点  $i$  分配至相邻节点,计算模块度变化  $\Delta Q$ 。3) 如果  $\max(\Delta Q) > 0$ ,则将节点  $i$  分配至最大  $\Delta Q$  所对应的车群;否则,保持不变。4) 如果所有节点的社区均保持稳定,则将网络中的每个社区看作新节点,社区内节点间权重转换为新节点的环权重,社区间权重转换为新节点间边的权重,从而形成新的网络。5) 返回步骤 2。6) 如果  $Q$  不再变化,则合并车辆为车群,输出网络;否则,返回步骤 1。其中  $Q$  为网络的模块度,是衡量网络社区结构的指标,用于衡量社区内节点间的紧密联系与社区间节点间的松散连接程度,其值越大,社区内节点联系越紧密,社区间节点联系越松散。模块度计算方式如下:

$$M = \frac{1}{2m} \sum_{i,j} \left[ w_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right] \times \delta(g_i, g_j) \quad (7)$$

式中: $m$  为网络中全部边的权重之和; $w_{ij}$  为边  $e_{ij}$  的权重; $k_i$  为所有与车辆  $i$  连接的边的权重之和; $k_j$  为所有与车辆  $j$  连接的边的权重之和; $\delta(g_i, g_j)$  为指示函数,见式(8); $g_i$  为车辆  $i$  所在车群的序号; $g_j$  为车辆  $j$  所在车群的序号。

$$\delta(g_i, g_j) = \begin{cases} 1, & g_i = g_j \\ 0, & g_i \neq g_j \end{cases} \quad (8)$$

采用上述方式,实现基于路段全样本轨迹的车群识别。

## 4 实例分析

### 4.1 车间互扰强度

图 5 为不同速度下车间互扰强度箱图。由图 5 可知:速度为  $[0, 80)$  km/h、 $[80, 100)$  km/h、 $[100, 120)$  km/h、 $[120, 140)$  km/h、 $[140, 160)$  km/h 时,互扰强度均值分别为 1.04、2.07、3.78、3.59、2.82,随着速度的增大,互扰强度先增大后减小,速度增大至  $120 \sim 140$  km/h 时,车间互扰强度降低。原因是车辆速度过高时,驾驶人下意识地保持更大的车间距离,车间互扰强度有所降低。

### 4.2 车群识别结果

图 6 为不同速度下车群识别结果示例。行车方向为从右往左,车辆平均速度分别为 35.89 km/h、78.05 km/h、89.28 km/h、113.29 km/h。在图 6(a)中,由于速度较小,车间互扰强度小,部分近距离的

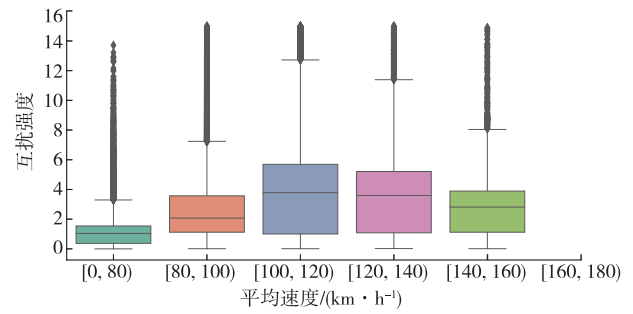


图 5 不同速度下车间互扰强度箱图

车辆被划分为不同车群,如车辆 82 和车辆 86。在图 6(b)中,车辆集群效果明显,互扰强度较大的车辆被划分为一个车群。在图 6(c)中,由于车速较大,部分驾驶人与周边车辆保持更远的距离,出现单辆车辆被划分为一个车群的现象,如车辆 23。在图 6(d)中,随着速度的进一步增大,路段车辆密度进一步减小,邻近车辆被划分为一个车群,但仍存在孤立的车辆。

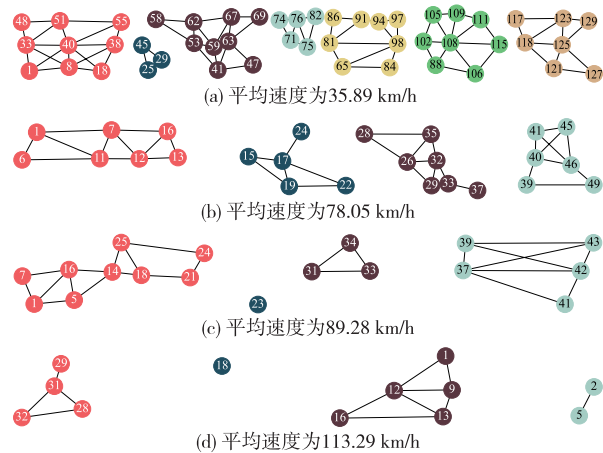


图 6 不同速度下车群识别结果示例

基于 2 100 帧车辆轨迹数据,共识别出 5 420 个车群。图 7(a)为相邻车辆均属于相同车群的互扰强度分布,互扰强度平均值为 2.56。图 7(b)为相邻车辆属于不同车群的互扰强度分布,互扰强度平均值为 0.66。根据式(5),互扰强度等于 1 时,车间实际距离与计算出的理论 RSS 值相等,处于发生交通事故潜在风险的临界值;互扰强度大于 1 时,车间实际距离小于计算的理论 RSS 值,存在发生交通事故的潜在风险,且其值越大,潜在风险越大。因此,采用本文提出的车群识别方法能够将大多数存在潜在风险的车辆识别为一个车群,且车群内互扰强度大,车群间互扰强度小。



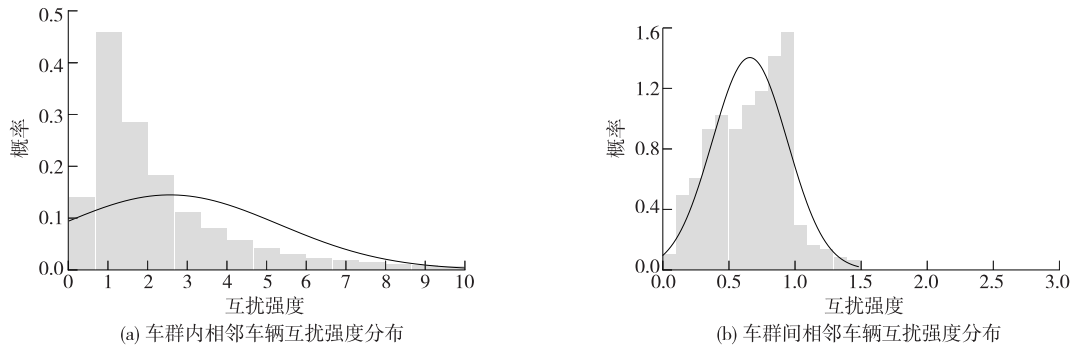


图 7 相邻车辆互扰强度分布

图 8 为不同速度下车群内车辆数分布箱图。由图 8 可知:速度为  $[0, 80)$  km/h、 $[80, 100)$  km/h、 $[100, 120)$  km/h、 $[120, 140)$  km/h、 $[140, 160)$  km/h 时,车群内车辆数平均值分别为 6 辆、11 辆、9 辆、4 辆、1 辆,车群内车辆数随着速度的增大先增大后减小,在  $[80, 100)$  km/h 时达到最大值。原因是车辆速度过高时,驾驶人下意识地保持更大的车间距离,车辆间互扰强度有所降低,车群内车辆数减少。

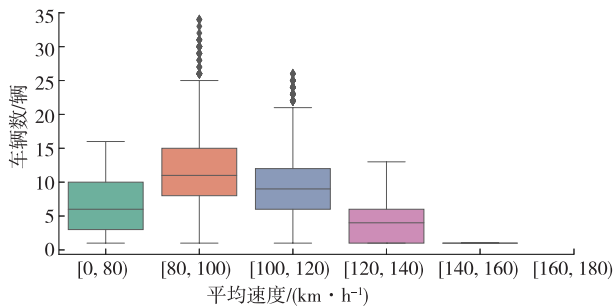


图 8 不同速度下车群内车辆数箱图

#### 4.3 车群特征分析

剩余碰撞时间 (Time to Collision, TTC)<sup>[29,33]</sup> 和车辆侵占时间 (Post Encroachment Time, PET)<sup>[34]</sup> 是判别车间是否存在交通事故风险的经典指标。基于上述 2 100 帧轨迹数据,对相同车道前后位置关系的车辆计算相邻车辆间的剩余碰撞时间  $T_{TTC}$ ,对不同车道左右位置关系的车辆计算相邻车道间的车辆侵占时间  $T_{PET}$ 。若  $T_{TTC}$  小于 3 s、 $T_{PET}$  小于 1.5 s,则存在风险<sup>[35-36]</sup>。因此,针对每个车群,计算  $T_{TTC}$  小于 3 s 或  $T_{PET}$  小于 1.5 s 的车辆对 ( $T_{TTC} \leq 3$  s 或  $T_{PET} \leq 1.5$  s 的 2 辆相邻车辆计为 1 个车辆对)。图 9~12 为存在风险的车辆对个数分别为 0、1、2、3 时车群速度标准差,车群个数分别为 4 529 个、685 个、187 个、19 个。

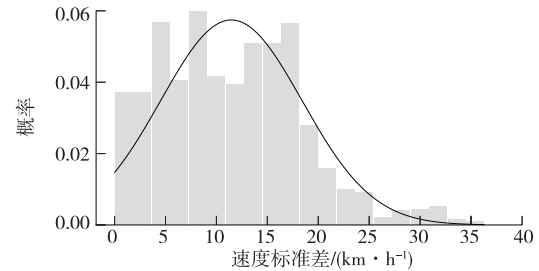


图 9 存在风险的车辆对个数为零时车群速度标准差分布

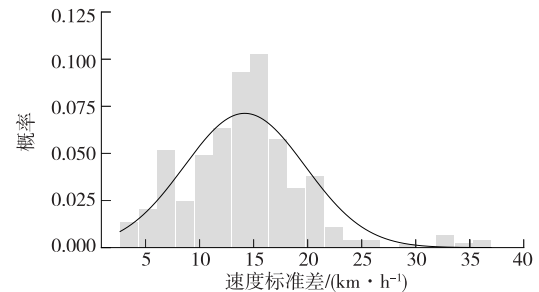


图 10 存在风险的车辆对个数为 1 时车群速度标准差分布

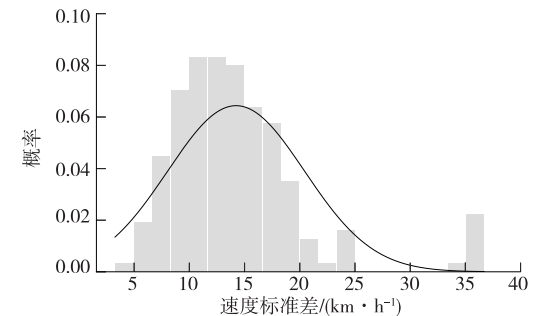


图 11 存在风险的车辆对个数为 2 时车群速度标准差分布

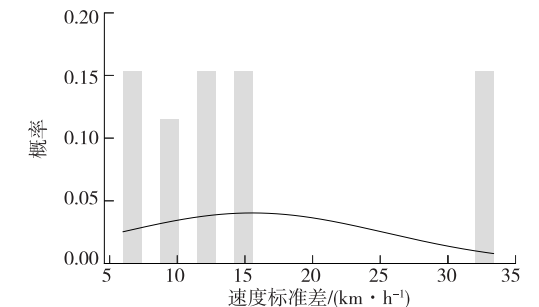


图 12 存在风险的车辆对个数为 3 时车群速度标准差分布

由图9~12可知:存在风险的车辆对个数分别为0、1、2、3时,车群速度标准差均值分别为11.47 km/h、14.18 km/h、14.23 km/h、15.54 km/h,车群速度波动越大(标准差越大),车群的风险车辆对个数越多;存在风险的车辆对个数分别为0、1、2、3时,车群速度差最大值的均值分别为10.6 km/h、16.03 km/h、38.83 km/h、47.84 km/h,变化趋势与速度标准差趋势一致,风险车辆对个数越大,最大速度差越大。

分析结果表明,采用本文提出的高速公路车群识别方法,能够在不指定中心车辆的条件下快速识别相互干扰大的多辆车辆。通过车群识别,确定道路潜在交通事故风险范围,为高速公路主动交通管控提供信息支撑。

## 5 结语

本文基于全样本车辆轨迹数据,提出不同位置关系车辆间的互扰强度计算方法,并构建车群快速识别方法,在不指定中心车辆的条件下实现车群的快速自动识别。首先基于相邻车辆横/纵向运动状态及实际距离提出互扰强度计算方法;然后基于复杂网络将路段多车互扰关系转换为能够表征车间位置关系和互扰关系的网络图,并基于社区发现算法构建车群快速识别方法;最后基于实际全样本车辆轨迹数据对该识别方法进行验证。结果表明,采用该方法能快速将相互影响大的车群识别为一个车群,所识别车群内部互扰强度大,车群间互扰强度小,且不同速度下车群大小存在明显差异。

车群行为和交通事故潜在风险的关系是有效支撑车路协同、全时空主动交通管控的基础,如何建立车群行为与道路交通安全风险间的量化关系还须进一步研究。此外,本文从车间互扰角度提出车群识别方法,如何将车群识别结果与现有跟车理论及超车理论结合,完善交通流理论体系还须进一步研究。

## 参考文献:

- [1] 钟连德,孙小端,陈永胜,等.中国高速公路事故特点及分布规律研究[J].道路交通与安全,2007(4):11-15.
- [2] 王长君,高岩,张爱红.重点违法行为导致交通事故的数据分析[J].交通运输工程与信息学报,2005,3(3):29-36.
- [3] 周鑫,刘尊青,赵勇,等.新疆公路网交通调查系统及多源数据预处理研究[J].公路与汽运,2023(2):40-43.
- [4] SUGIYAMA N, NAGATANI T. Multiple-vehicle collision in traffic flow by a sudden slowdown[J]. Physica A;

- Statistical Mechanics and Its Applications, 2013, 392(8): 1848-1857.
- [5] NAGATANI T, YONEKURA S. Multiple-vehicle collision induced by lane changing in traffic flow [J]. Physica A: Statistical Mechanics and Its Applications, 2014, 404: 171-179.
- [6] 吴忠宜,汪磊,汪涛,等.轨迹数据驱动的自动驾驶公交运行评价方法[J].公路与汽运,2022(4):16-22.
- [7] American Association of State Highway and Transportation Officials. Highway safety manual[S]. American Association of State Highway and Transportation Officials, 2010.
- [8] MCLEAN J R. Two-lane highway traffic operations: theory and practice[M]. New York: Gordon and Breach Science Publishers, 1989.
- [9] DEY P P, CHANDRA S. Desired time gap and time headway in steady-state car-following on two-lane roads[J]. Journal of Transportation Engineering, 2009, 135(10): 687-693.
- [10] LI B. Stochastic modeling for vehicle platoons (I): dynamic grouping behavior and online platoon recognition [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2017, 95: 364-377.
- [11] AL-KAISI A, DURBIN C. Platooning on two-lane two-way highways: an empirical investigation[J]. Procedia-Social and Behavioral Sciences, 2011, 16: 329-339.
- [12] HYUN K K, MITRA S K, JEONG K, et al. Understanding the effects of vehicle platoons on crash type and severity [J]. Accident Analysis & Prevention, 2021, 149: 105858.
- [13] WANG X Y, WANG J Q, LIU Z X, et al. Study on reverse reconstruction method of vehicle group situation in urban road network based on driver-vehicle feature evolution[J]. Mathematical Problems in Engineering, 2017, 2017: 1-14.
- [14] ZHANG J L, WANG X Y, WANG J Q, et al. Vehicle group relationship transformation mechanism under dynamic and complex three-lane conditions [J]. Advances in Mechanical Engineering, 2015, 7(2): 687517.
- [15] ZHU J, MA Y, LOU Y. Multi-vehicle interaction safety of connected automated vehicles in merging area: a real-time risk assessment approach[J]. Accident Analysis & Prevention, 2022, 166: 106546.
- [16] WANG Q, AYALEW B. A probabilistic framework for tracking the formation and evolution of multi-

- vehicle groups in public traffic in the presence of observation uncertainties[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(2): 560-571.
- [17] WEN H Y, CHEN X H, ZHAO S. Risk measurement model for vehicle group based on temporal and spatial similarities[J]. Journal of Advanced Transportation, 2022, 2022: 1-16.
- [18] 容颖, 温惠英, 赵胜. 高速公路单向双车道车辆群行车风险度量研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2019, 38(9): 95-100+121.
- [19] 纪廷婷, 陈少军, 陈雨人. 在虚拟环境下分析车群行为安全的方法[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版), 2010, 29(1): 125-128+132.
- [20] 雷毅, 肖星星, 陈艺梦, 等. 高速公路车群跟车制动行为特性分析[J]. 汽车实用技术, 2022(5): 79-83.
- [21] ZHOU Y, WU X, WANG P. A novel vehicle clustering algorithm in intersection scenario[C]//Proceedings of the 2017 9th International Conference on Advanced Infocomm Technology (ICAIT). IEEE, 2017.
- [22] ZHANG D G, GE H, ZHANG T, et al. New multi-hop clustering algorithm for vehicular ad hoc networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2018, 20(4): 1517-1530.
- [23] REN M Y, ZHANG J, KHOUKHI L, et al. A unified framework of clustering approach in vehicular ad hoc networks[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 19(5): 1401-1414.
- [24] 杜豫川, 师钰鹏, 都州扬, 等. 智能网联环境下路侧感知单元数据质量在线监测框架[J]. 中国公路学报, 2022, 25(3): 273-285.
- [25] 杜豫川, 都州扬, 师钰鹏, 等. 路侧感知车辆轨迹数据质量智能评估方法[J]. 中国公路学报, 2021, 34(7): 164-176.
- [26] KRAJEWSKI R, BOCK J, KLOEKER L, et al. The highd dataset: a drone dataset of naturalistic vehicle trajectories on german highways for validation of highly automated driving systems[C]//Proceedings of the 2018 21st International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC). IEEE, 2018.
- [27] ZHANG C, ZHU J, WANG W, et al. Spatiotemporal learning of multivehicle interaction patterns in lane-change scenarios[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(7): 6446-6459.
- [28] KURTC V. Studying car-following dynamics on the basis of the High D dataset[J]. Transportation Research Record, 2020, 2674(8): 813-822.
- [29] YU R, HAN L, ZHANG H. Trajectory data based freeway high-risk events prediction and its influencing factors analyses[J]. Accident Analysis & Prevention, 2021, 154: 106085.
- [30] KÖNIGSHOF H, OBORIL F, SCHOLL K-U, et al. A parameter analysis on RSS in overtaking situations on german highways[C]//Proceedings of the 2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2022.
- [31] 潘剑飞, 董一鸿, 陈华辉, 等. 基于结构紧密性的重叠社区发现算法[J]. 电子学报, 2019, 47(1): 145-152.
- [32] BLONDEL V D, GUILLAUME J L, LAMBIOTTE R, et al. Fast unfolding of communities in large networks[J]. Journal of Statistical Mechanics: Theory and Experiment, 2008, 2008(10): 10008.
- [33] 胡远志, 董泰宏, 罗毅, 等. 采用传感器融合的车辆前方碰撞预警系统[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(7): 46-53.
- [34] 于少伟, 关京京, 吉灿, 等. 城乡快速干道车-人冲突时间窗预测模型[J]. 中国公路学报, 2022, 35(9): 80-89.
- [35] 兰柳亭, 徐磊, 龚毅, 等. 行人与右转车辆冲突严重度评估[J]. 重庆理工大学学报(自然科学), 2022, 36(7): 70-77.
- [36] 林庆峰, 成波, 徐少兵, 等. 基于 Logistic 回归的危险认知模型与避撞时间模型的对比[J]. 中国公路学报, 2012, 25(6): 123-128.

收稿日期: 2023-04-27