

快速路入口匝道车辆汇入决策模型研究

熊 帅, 齐庆祥, 罗瑞琪

(中国市政工程华北设计研究总院有限公司, 天津市 300000)

摘 要: 快速路合流区交通行为复杂, 车辆行驶轨迹不固定, 导致车辆行为难以预测。为了深入研究入口匝道车辆汇入决策发生条件, 在不做任何理想化假设的情况下, 对平峰、高峰期间快速路合流区汇入车辆行驶数据进行全区域采集。通过统计合流区车辆汇入间隙频率分布来分析汇入行为发生条件。发现高峰与平峰汇入间隙差别明显, 初步判断外侧车道高峰临界间隙约为 3 s, 平峰临界间隙约为 2 s。在此基础上, 梳理高峰期间数据, 筛选出对车辆汇入决策影响较重要的变量, 建立高峰匝道车辆汇入决策 Fisher 判别^[1]模型。最后, 对所建立模型进行交叉验证, 发现模型准确率可达 87%。

关键词: 快速路; 汇入行为; 间隙; Fisher 判别; 决策模型

中图分类号: U491

文献标志码: B

文章编号: 1009-7716(2021)10-0181-05

0 引 言

快速路因为其封闭性、快速化特点深受一二线城市的青睐, 但快速路在某些节点的通行效率并不高, 甚至会形成瓶颈, 入口匝道处的合流区就是快速路的一大瓶颈, 研究快速路合流区驾驶行为、交通状态对提高快速路效率有一定帮助。国内外关于快速路汇入行为的研究已经形成一定的成果, 但对于快速路汇入行为决策、预测的研究尚显不足。

现有关于快速路合流区研究成果中大多采用间隙理论的方法来分析驾驶行为。QU^[2]使用改进的间隙接受理论模型建立了合流区通行能力模型。Long 研究了出口匝道与城市道路连接段的通行能力, 利用仿真分析发现通过调头实现左转的方式比直接左转的方式延误降低了 40%。Troubeck^[3]研究了无信号交叉口有限优先权下的合流行为, 建立可接受间隙模型, 结果表明主路车流会受次路车流影响而增大其延误。这些文章在对合流行为进行研究时, 都假设了“次路让行主路”的通行优先规则, 并将车辆之间的复杂博弈行为理想化, 认为次路车流会采用 1 次汇入行为直接汇入。

有些学者为了避免这种对车辆行为的理想假设, 对合流区车辆进行了实证分析。左康^[4]采集上海市快速路瓶颈点处车辆轨迹数据, 建立了合流区车辆换道动机模型, 模型分类预测正确率可达到 73%

以上, 并建立了能还原实际交通流特征的仿真系统 ORBSIM。Ahammed^[5]以加拿大渥太华市 417 号公路的 23 个合流区为研究对象, 研究了合流区的交通行为。交通行为分析表明, 合流速度同时取决于匝道、加速车道的几何形状, 较低的合并速度与加速车道上较高的碰撞事故量有关。Chu 通过采集日本名古屋市两个城市快速路入口匝道的数据来研究交通流状态和几何结构对合并行为的影响。研究发现, 随着交通状态变得拥挤, 合并速度会有所下降。对比汇入车辆初速度与合并速度发现, 匝道车辆使用加速车道不仅是为了加速, 而且也是为了减速。还发现在拥堵条件下, 较长的加速车道长度会导致合流点位更加分散。

为还原快速路合流区驾驶行为的复杂特性, 本文使用大量实测数据, 通过视频拍摄获取整个合流区的车辆汇入时空信息, 对汇入行为的发生条件进行分析, 并进一步建立车辆汇入决策模型。

1 合流区结构

本文将从汇入车辆角度出发, 研究汇入行为发生条件。对汇入间隙、汇入车辆所处交通状态参数进行深入分析, 来揭示匝道车辆汇入行为发生条件。由于本文对合流区车辆汇入行为进行研究, 所以有必要对合流区相关概念进行解释。合流区是指入口匝道和主路两股车流汇合的区域, 快速路合流区主要由主路车道、加速车道及加速车道渐变段三部分组成。主路车道即快速路车辆通行的主要干道, 入口匝道是连接快速路与普通城市道路的道路。加速车道是指供车辆加

收稿日期: 2021-07-16

作者简介: 熊帅(1992—), 男, 硕士, 工程师, 从事道路设计, 交通设计等工作。

速以便汇入主路车道的道路,加速车道渐变段是加速车道末段宽度变窄直至与主路宽度保持一致的过渡车道。图1给出的是合流区示意图。

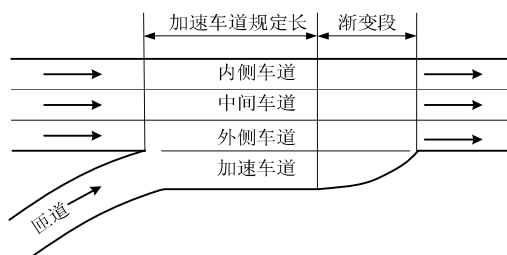


图1 常见合流区示意图

2 数据采集

2.1 研究地点

本文选取长春市西部快速路湖光路入口匝道为研究地点,快速路主路为3车道,入口匝道是平行式结构。入口匝道是双车道,最外侧车道被标线填充,仅留1条车道作为汇入车道,这种方式在国内比较常见,双车道匝道当作单车道使用,这是因为,匝道作为连接主路与快速路的连接通道,须优先考虑其安全性,双车道匝道易发生事故,尤其是有转弯弧度的双车道匝道。图2是研究地点的示意图,图中标出了软、硬鼻端所在位置及各区段的长度。

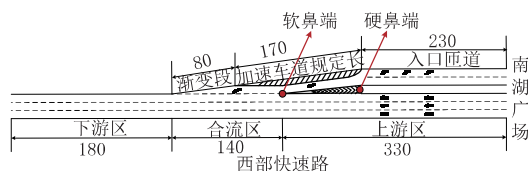


图2 研究地点示意图(单位:m)

2.2 数据获取

在入口匝道附近选择高层建筑的顶层架设广角相机,两台相机的视角分别覆盖合流区及其上游路段。调查日期为2020年4月工作日期间,时段为平峰15:30~16:30、早高峰7:00~9:00和晚高峰16:30~18:20。因为本文研究的是合流区高峰期复杂驾驶行为,所以数据采集时间主要为工作日早晚高峰,额外的一个小时平峰时段的调查是为了获取平峰过渡至高峰的数据。

2.2.2 计算参数选取

如图3所示,匝道车辆汇入至主路前,主路必须有足够的间隙供车辆汇入。所以,研究车辆汇入行为,首先要分析车辆汇入行为发生的条件,即车辆汇入时的主路外侧车道车头时距。同时,要想建立间隙选择模型以预测汇入行为,需要研究汇入行为发生时主路车辆、汇入车辆之间的相互作用,即主路车辆

与汇入车辆之间的交通流参数差值。通过大量的视频观察,初步判断需要获取的数据信息有:外侧车道车头时距、汇入间隙、前中速度差、中后速度差、行驶距离^[6]、外侧车道密度。



图3 车辆汇入前位置示意

具体释义如下:

(1)外侧车道车头时距 $h(s)$:在主路外侧车道上,前车与后车通过同一断面的时间差。

(2)汇入间隙 $g(s)$:匝道车辆汇入主路时(左前轮触线时),前车与后车的车头时距。

(3)中后速度差 (km/h) :主路外侧车道后车与匝道车辆之间的速度差。

(4)前中速度差 (km/h) :匝道车辆与主路外侧车道前车之间的速度差。

(5)行驶距离 $x(m)$:匝道车辆与软鼻端之间的距离,规定软鼻端上游为负,软鼻端下游为正。当匝道车辆汇入时,此行驶距离即为汇入位置。

(6)外侧车道密度 $k(veh/km)$:主路外侧车道车流的密度。

上述数据信息通过视频提取得到,当匝道车辆汇入时,采集的是选择汇入时的交通流参数,当匝道车辆不选择汇入时,采集的是不选择汇入时的交通流参数,所以跟踪同1辆车会采集到多组数据。处理视频时,将视频按照5 f/s进行切割。使用自主研发软件Track Pro^[7]提取每辆车的像素坐标,乘以标定系数转换得到车辆汇入位置数据。车辆坐标提取如图4所示。

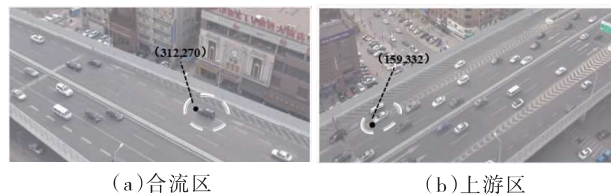


图4 车辆坐标提取示例图

在研究匝道车辆汇入行为时,首先要考虑的是汇入条件,即主路间隙满足什么条件时,匝道车辆选择汇入,所以首先对汇入车辆的间隙分布特性进行研究^[8]。

3 汇入间隙分布特性

对合流区外侧车道车辆间车头时距数据进行采集,统计分析其频率分布,如图5所示,在采集车头

时距的同时,标记出匝道车辆选择汇入的车头时距,也就是汇入间隙数据,其频率分布如图 6 所示。

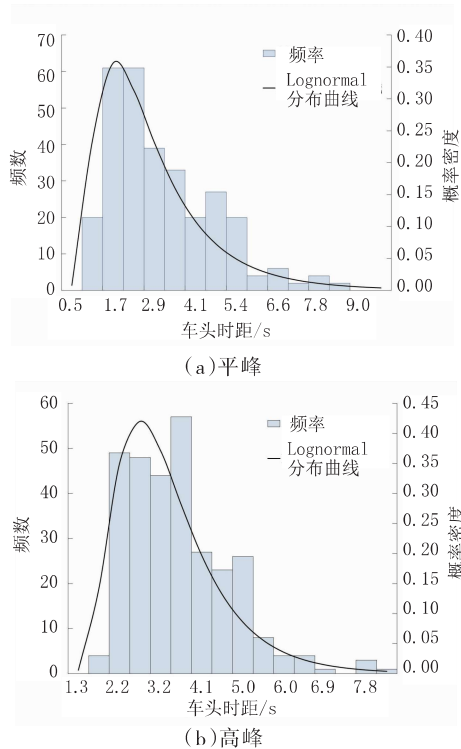


图 5 车头时距频率分布直方图

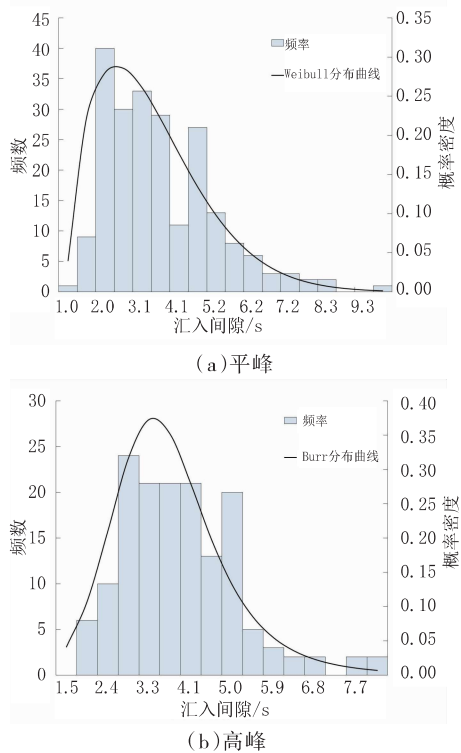


图 6 汇入间隙频率分布直方图

同时,用函数库中 61 种函数对采集数据进行拟合,通过 K-S 检验选取的最优拟合函数,选取指标为 K-S 统计量,小于 K-S 临界值 0.212 73 说明模型适用,K-S 统计量越小代表模型拟合优度越好。表 1 是对平峰时段车头时距数据进行拟合函数择优的结

果,拟合效果最好的是排在第一位的 Lognormal 函数,其 K-S 统计量为 0.082 48。同理,对高峰时段车头时距、平峰时段汇入间隙、高峰时段汇入间隙这 3 组数据进行拟合,确定其最有拟合函数分别为 Lognormal 函数、Weibull 函数及 Burr 函数。

表 1 拟合函数选取过程			
序号	拟合函数	Kolmogorov-Smirnov 检验	
		统计量值	排名
21	Lognormal	0.082 48	1
38	Log-Pearson 3	0.087 44	2
35	Log-Gamma	0.087 52	3
29	Inv.Gaussian (3P)	0.089 01	4
36	Log-Logistic	0.089 89	5
18	Frechet (3p)	0.089 90	6
41	Gen.Extreme value	0.090 62	7
...			
61	Johnson SU	No fit	

车头时距、汇入间隙频率分布均呈尖峰厚尾分布^[9],但对比发现,二者在平峰、高峰期间分布特性差异很大。横向比较,对比平峰、高峰频率分布数据,发现无论是车头时距还是汇入间隙,高峰均大于平峰。这是因为,高峰期间,车流密度小,速度慢,外侧车道车头时距普遍增大,

匝道车辆在高密度车流中需要更大的间隙才能够汇入。

对比平峰期间外侧车道车头时距与匝道车辆汇入间隙,发现平峰期间主路外侧车道车头时距主要处于 1.7~4.1 s 区间,其中匝道车辆选择汇入的间隙主要分布在 2~4.5 s 区间,由此可初步判断,平峰时段匝道车辆汇入间隙临界值在 2 s 附近。对比高峰时段外侧车道车头时距与匝道车辆汇入间隙,发现主路高峰期间主路外侧车道车头时距主要处于 2.2~4.1 s 区间,其中匝道车辆选择汇入的间隙主要分布在 2.8~4.5 s 区间,由此可初步判断,高峰时段匝道车辆汇入间隙临界值在 3 s 附近。可见,平峰、高峰汇入间隙分布差异明显。

4 基于 Fisher 判别的匝道车辆汇入决策模型

间隙接受理论将车头时距作为匝道车辆汇入至主路的唯一判定条件,但匝道车辆汇入至主路是一个动态博弈的过程,行为比较复杂,汇入决策受到诸多交通流参数、驾驶人心理因素的影响。由于观测手段有限,本文仅考虑交通流参数,对驾驶人心理因素不进行深入探讨。间隙接受理论的定义是,当主路外侧车道车流车头时距大于临界间隙时,匝道车辆就

会选择汇入,但是,前文数据分析表明,平峰、高峰的汇入间隙(接受间隙)分布不同,不同时段临界间隙也不相同,所以,仅从汇入间隙角度研究汇入条件,无法精确判断匝道车辆的汇入条件。故而,需要考虑诸多交通流参数,建立匝道车辆汇入决策与交通流参数之间的关系模型。

在统计学习模式识别问题中,经常会遇到一个十分棘手的问题:维数灾难,从参数估计的方法来看,对高维数据的联合概率分布的研究较少,尤其是多维特征间有依赖关系时,更是难以给出一个合理的分布假设;从非参估计的角度来看,维数灾难对估计所需样本的体量提出了巨大的挑战。为了应对这种高维数据,机器学习假设这些高维特征是具有相关性。他们的数据结构可以嵌入在某个低维的空间中。因此,解决高维特征的一种经典思路是对原有的高维数据进行降维,希望新的低维空间(k维)能尽可能地表达出数据的组成,结构和分类信息,如数据点之间的相似性,以及数据类标等。

4.1 Fisher 判别基本原理

从二分类问题开始讨论,将原 d 维特征通过 1 个 d 维向量 w 投影到一维空间中。也就是对于每一个样本,它的投影如下:

$$y_i = w^T x_i \quad i = 1, \dots, N \quad (1)$$

式中: y_i 为投影后得到一维向量的样本值, w 为投影向量, x_i 为投影前 d 维向量的样本值。

对于得到的低维投影,判别原则是不同类别地投影能尽可能的区分开来,而同一类别的投影尽可能地靠近。基于以上准则,确立了 Fisher 指标。

一方面,为了使得不同类别地投影能尽可能的区分开来,考虑这两类的样本均值。

$$\widetilde{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{y \in D_i} y \quad (2)$$

式中: $\widetilde{m}_i$ 为投影后得到一维向量的样本均值, n_i 为样本个数, D_i 为样本值域。

为使这两类的样本均值尽可能地分离,则 $\widetilde{S}_b = |\widetilde{m}_1 - \widetilde{m}_2|^2$ 应尽可能大。

另一方面,为了使得同一类别的投影尽可能地靠近,须考虑类内样本的散度。

$$\widetilde{S}_i = \sum_{y \in D_i} (y - \widetilde{m}_i)^2 \quad (3)$$

式中: $\widetilde{S}_i$ 为类间散度,也是样本值的方差和。

为使类内样本尽可能聚在同一区域,则 $\widetilde{S}_{in} = \widetilde{S}_1 +$

$\widetilde{S}_2$ 应尽可能地小。

综上, Fisher 判别分析的目标是:

$$\max_w J(w) = \frac{|\widetilde{m}_1 - \widetilde{m}_2|^2}{\widetilde{S}_1 + \widetilde{S}_2} \quad (4)$$

式中: $\max_w J(w)$ 是指在投影后的整体分类优度的最大值。此时当类间散度最大,类内散度最小。

4.2 推导

将 $y = w^T x$ 代入 $J(w)$ 得到,

$$\max_w J(w) = \frac{w^T S_B w}{w^T S_{in} w} \quad (5)$$

其中, $S_i = \sum_{y \in D_i} (x - m_i)(x - m_i)^T$, $S_{in} = S_1 + S_2$, 而 $S_B = (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T$ 。

具体推导过程如下:

$$\widetilde{m}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{y \in D_i} y = \frac{1}{n_i} \sum_{y \in D_i} w^T x = w^T m_i \quad (6)$$

$$|\widetilde{m}_1 - \widetilde{m}_2|^2 = |w^T (m_1 - m_2)|^2 = w^T (m_1 - m_2)(m_1 - m_2)^T w \quad (7)$$

而类间散度为:

$$\begin{aligned} \widetilde{S}_i^2 &= \sum_{y \in D_i} (y - \widetilde{m}_i)^2 = \sum_{y \in D_i} (w^T x - w^T m_i)^2 \\ &= \sum_{y \in D_i} (w^T x - w^T m_i)(w^T x - w^T m_i)^T \\ &= \sum_{y \in D_i} (x - m_i)(x - m_i)^T w \end{aligned}$$

上述公式给出可整体分类优度最大值的推导过程,同时给出投影后一维向量样本均值的推导过程,以及类间散度的推导过程。

4.3 模型建立

匝道车辆汇入决策模型的因变量为是否选择汇入的分类变量,设定选择汇入为 1,选择不汇入为 0,选取外侧车道间隙、中后速度差、前中速度差、行驶距离、外侧车道密度 5 个交通流参数作为自变量。Fisher 判别分析十分适用于这种根据已知因变量分类情况来判断未知因变量归属的问题,所以, Fisher 判别对于是否选择汇入的判别是十分恰当的。

表 2 是 Fisher 判别输出的模型结构矩阵,用来判断自变量的重要程度。根据重要性数值大小,最终选取外侧车道间隙、中后速差、前中速差作为函数自变量。

已知自变量、因变量,构建 Fisher 线性判别决策模型,函数系数如表 3 所示。

可以得到,选择不汇入的判别模型函数为:

$$D_0 = -0.067 \Delta v_1 + 0.083 \Delta v_2 + 8.304 h - 6.853 \quad (9)$$

表 2 Fisher 判别的结构矩阵

自变量	重要性
外侧车道间隙	-0.690
中后速度差	0.278
前中速度差	0.169
行驶距离	-0.121
外侧车道密度	0.113

表 3 Fisher 线性判别函数系数

自变量	是否选择汇入	
	0	1
外侧车道间隙 h/s	-0.067	-0.432
中后速度差 $\Delta v_1/(km\cdot h^{-1})$	0.083	-0.226
前中速度差 $\Delta v_2/(km\cdot h^{-1})$	8.304	10.952
常量 s	-6.853	-10.754

选择汇入的判别模型函数为:

$$D_1=-0.432\Delta v_1-0.226\Delta v_2+10.952h-10.754 \quad (10)$$

举例说明判别过程,已知 $h=2.3\text{ s}$, $\Delta v_1=4.35\text{ km/h}$, $\Delta v_2=-2\text{ km/h}$, 代入上述函数中, 得 $D_0=11.789$, $D_1=13$, $D_0<D_1$,故判定会选择此间隙汇入。

4.4 模型验证

另外统计 1953 组数据对已构建模型函数进行交叉验证,结果如表 4 所示,模型对汇入样本的判别正确率为 88%,对不汇入样本的判别正确率为 85%,总体正确百分比达 87%。

表 4 交叉验证结果

已观测	已判别		
	汇入	不汇入	正确百分比
汇入	917	126	88%
不汇入	133	777	85%
总计百分比	87%	86%	87%

5 结 语

本文未对车辆进行任何理想化假设,对合流区进行全覆盖视频拍摄,提取交通流参数,研究高峰期

复杂汇入条件,对比分析了平峰、高峰期间主路外侧车道车头时距、匝道车辆汇入间隙分布特征,并建立了基于 Fisher 判别的匝道车辆汇入决策模型,得出以下 3 点结论。(1)主路外侧车道车头时距、汇入间隙频率分布均呈尖峰厚尾分布,但无论是车头时距还是汇入间隙,高峰均大于平峰。(2)平峰时段汇入间隙临界值在 2 s 附近,高峰时段汇入间隙临界值在 3 s 附近,平峰、高峰汇入间隙分布差异明显。(3)建立基于 Fisher 判别的匝道车辆汇入决策模型,模型判断正确率达 87%。本文所建立的车辆汇入决策模型有助于进一步理解快速路入口匝道车辆汇入条件,进而能将模型应用到交通仿真之中,为预测汇入行为提供一定的参考。在后续研究中,还将通过增加调查的快速路入口匝道类型和车辆样本量,以期增强匝道车辆汇入决策模型的普适性。

参考文献:

[1] Duda R O , Hart P E . Pattern classification and scene analysis[M]. Wiley, 1973.

[2] QU Z W , CAO N B , CHEN Y H , et al. Capacity model of on-ramp merging section of urban expressway[J]. Journal of Southeast University (English Edition), 2016. 32(2):226-232.

[3] Troubeck R J , Kako S. Limited priority merge at unsignalized intersections [J]. Transportation Research Part A: Policy & Practice, 1999, 33(1999):291-304.

[4] 左康,刘启远,孙剑. 城市快速路匝道汇入行为建模及仿真 [J]. 系统仿真学报, 2017(9):1895-1906.

[5] Ahammed M A , Hassan Y , Sayed T A. Modeling Driver Behavior and Safety on Freeway Merging Areas [J]. Journal of Transportation Engineering, 2008, 134(9):370-377.

[6] 陈永恒,熊帅,白乔文,等. 快速路入口匝道车辆汇入位置的分布特征分析[J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2018, 46(11):131-137.

[7]江晟,王殿海,曲昭伟等.交叉口机动车运动轨迹特征提取与标定[J]. 西南交通大学学报, 2012, 47(5):784-789.

[8] 裴玉龙,李松龄,薛长龙. 快速路交织区车头时距分布特征 [J]. 公路交通科技, 2008, 25(6):111-114.

[9] Embrechts P , Mikosch T . Modelling extremal events for insurance and finance[M]. Springer, 2003.