文章编号: 1002-0268 (2011) 05-0108-05

用于城区交叉口闯红灯预测的车辆轨迹特征参数分析

王岚君[1], 张璨玶[2], 王希勤[1]
(1. 清华大学 电子工程系, 北京 100084; 2. 加州大学伯克利分校, 美国 94804)

摘要: 通过对比闯红灯预测算法的性能, 选择出用于区分车辆走、停行为的车辆轨迹特征参数。为实现对交叉口车辆闯红灯行为预测, 根据闯红灯车辆为在红灯亮起后通过停止线的车辆这一定义, 提出闯红灯预测算法的两个主要功能: 估计车辆到达停止线的时刻; 预测车辆到达停止线后的走、停行为。研究结果表明: 在速度、加速度、行驶时间和车头时距 4个物理量中, 车辆的速度对闯红灯行为的预测性能最好; 若用速度分别与其他 3个物理量联合对车辆走、停行为进行区分, 性能有所提高, 但并不显著; 速度-车头时距组合比以往常用的速度-加速度组合进行闯红灯行为预测的性能更好。

关键词: 交通工程; 闯红灯预测; 统计判决; 车辆轨迹; 交叉口
中图分类号: U491 文献标识码: A

Analysis of Vehicle Trajectory Characteristic Parameters for Red-light-running Prediction in Arterial Intersections

WANG Lanjun[1], ZHANG Liping[2], WANG Xiqin[1]
(1. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
2. University of California, Berkeley, Berkeley 94804, U.S.A.)

Abstract By comparing the performance of red-light-running (RLR) prediction algorithm, the vehicle trajectory characteristic parameters for distinguishing the go/stop behaviors were selected. In order to predict the RLR at signalized arterial intersections, based on the definition of RLR, which is a vehicle going through the stop bar after red light onset, two main functions of the RLR predicting algorithm were proposed. They are the estimator of the arrival time at the stop bar, and the predictor of the go/stop behavior after arriving the stop bar. Comparing four variables of the subject vehicle: speed, acceleration, travel time and time headway, the results show that (1) the speed is the most useful parameter in distinguishing the go/stop behaviors; (2) when speed is associated with the other three variables respectively in distinguishing the go/stop behaviors, the performances of the RLR prediction are better than using speed only, but the improvement is not very significant; (3) the performance of the RLR prediction based on the vehicle trajectory parameter set with speed and time headway is better than the set with speed and acceleration which were originally used in the existing work.

Key words traffic engineering; red-light-running prediction; statistical decision; vehicle trajectory; intersection

收稿日期: 2010-08-23
基金项目: 国家高技术研究发展计划 (八六三计划) 项目 (2006AA11Z113)
作者简介: 王岚君 (1983-), 女, 北京人, 博士研究生, 研究方向为智能交通系统、交通流建模. (wanglanjun@tsinghua.org.cn)

0 引言

机动车驾驶人闯红灯行为是最为常见的交通违法行为，也是导致城区交通事故多发的重要原因之一[1-2]。面对机动车闯红灯现象对道路交通安全带来的巨大危害，研究者们深入分析了车辆运行特征，提出了一系列方法尽量避免事故的发生，其中最为经典的方法是消除“困境区域”[3-9]。近年来，研究者们也提出了一系列车辆行为的预测算法，用以判断车辆的闯红灯行为[10-14]。其中，预测车辆在到达停止线时的走、停行为是闯红灯预测算法的重要部分。本文将重点寻找车辆轨迹的特征参数，以便更好的区分车辆的走、停行为，进而达到对闯红灯车辆的检测的最佳性能。

在本文中，我们将结合 Autoscope虚拟线圈提供的实测数据，重点研究以下两个问题。

问题 1：在以往的工作中，描述车辆轨迹特征参数的集合通常含有两到三个变量[11-12]。如果受到实际系统实施的限制，车辆轨迹特征参数集合只能含有一个变量时，选用哪个变量区分车辆的走、停行为的性能最好。

问题 2：如果实际系统允许车辆轨迹特征参数集合包含两个变量，即在问题 1结论（即区分车辆走、停性能最好的物理量）的基础上增加一个变量，如何选择另一个变量，提高对车辆走、停行为的预测性能。

1 闯红灯预测算法

在本研究中，我们定义闯红灯车辆为在红灯亮起后通过停止线的车辆。根据此定义，闯红灯预测算法必须包含两个主要功能[11-12]：第一，估计车辆到达停止线的时刻；第二，预测车辆到达停止线后的走停行为。

设在对车辆是否会出现闯红灯进行预测时，车辆所在的位置为 s，则其到达停止线的时刻的估计值 $\hat{t}^{I}(s)$ 为：

$$\hat{t}^{I}(s) = t(s) + \hat{\tau}(s), \qquad (1)$$

其中，$t(s)$ 为车辆到达 s的时刻；$\hat{\tau}(s)$ 为车辆由 s 点到停止线行驶时间的估计值。

我们通常假设车辆由 s点到停止线间的速度不变，在已知车辆通过 s点的速度 $v(s)$ 的前提下，由 s点到停止线行驶时间的估计值 $\hat{\tau}(s)$ 为：

$$\hat{\tau}(s) = d(s)/v(s)。 \qquad (2)$$

从本质上看，预测车辆是否通过停止线要完成一个二元判决器 $D(X)$ 的检测过程：

$$D(X) = \{H_g \text{ or } H_s\}, \qquad (3)$$

其中，H_g和H_s分别代表对车辆在停止线走和停的假设；X 为描述车辆轨迹特征参数的集合，在走和停两种假设下，X 分别满足分布 $P(X; H_g)$ 和 $P(X; H_s)$。

根据 Neyman-Pearson准则[15]，即对于给定的虚警率 $P_{FA-gs}=\alpha$，使检测率 P_{D-gs}最大的判决为

$$L(X) = \frac{P(X;H_g)}{P(X;H_s)} > \gamma, \qquad (4)$$

式中，门限 γ由下式确定：

$$P_{FA-gs} = \int_{\{X: L(X)>\gamma\}} P(X;H_s)\,dX = \alpha。 \qquad (5)$$

这里，需要指出的是，该判决器的关键部分就是对特征参数集合 X 的选择，这也正是本文研究的重点。

总之，若要预测车辆在交叉口处闯红灯，则该车需要其满足两个条件：第一，车辆通过停止线，进入交叉口；第二，车辆是在红灯亮起后到达停止线。这两个条件可表示为：

$$D(X) = H_g, \quad \hat{t}^{I}(s) > t^{Red}, \qquad (6)$$

式中，t^{Red}是指红灯亮起的时刻。

图 1为闯红灯预测算法的详细流程。

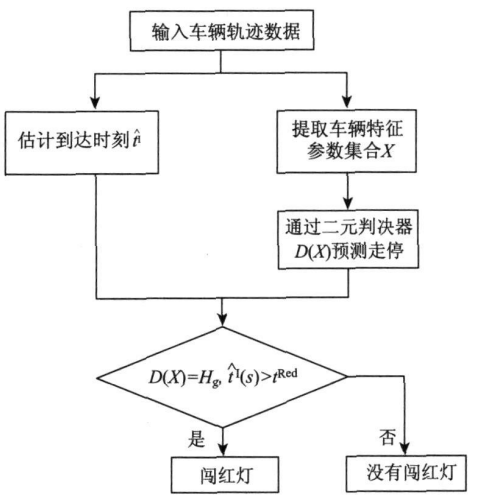

图 1 闯红灯预测算法流程

Fig 1 Flow chart of red-light-running prediction algorithm

在研究中，我们常利用性能曲线（检测率 P_{D-RLR} – 虚警率 P_{FA-RLR}关系）表示对闯红灯车辆进行预测的性能。早期的工作已经得到闯红灯的检测率 P_{D-RLR}、虚警率 P_{FA-RLR}与区分车辆走和停的检测率 P_{D-gs}、虚警率 P_{FA-gs}之间存在关系[11]：

$$P_{FA-RLR} \leqslant P_{FA-gs} P(H_s) + c, \quad (7)$$

$$P_{D-RLR} \approx P_{D-gs}, \quad (8)$$

其中，$P(H_s)$ 为车辆停下出现的概率；c 为一确定常数。

由公式 (7) 和 (8) 可知，关于对闯红灯检测的性能曲线 $(P_{D-RLR} - P_{FA-RLR})$ 与对车辆走、停检测的性能曲线 $(P_{D-gs} - P_{FA-gs})$ 是一致的。特别是在我们将要讨论的问题中，判断车辆到达停止线的时刻的估计方法是不变的，所以在本研究中，我们用闯红灯检测性能曲线代替车辆走、停检测性能曲线，衡量各物理量区分车辆走、停行为的性能。进一步的，可以利用每个红绿灯周期出现的虚警的个数 (即被预测为闯红灯的“非闯红灯”车辆数与观测红绿灯周期总数之比) 代替原有闯红灯虚警率，这样可以更直接的反映闯红灯预测系统虚警出现的频率，方便实际应用。

2 数据采集

在本研究中，我们将继续利用在以往工作中曾使用过的数据[9, 11-12]。该组数据的观测地点位于美国加州 82号公路伍德塞得路 (El Camino Real) 和佩奇米尔路 (Page Mill Road) 的交叉口。9部 Autoscope摄像机分别架设在该交叉口的 3个方向上。通过虚拟线圈观测得到的数据包括车辆通过各线圈的时间标签和速度。由此，我们可以获得车辆的运行轨迹，即第 i辆车通过线圈 S_k (线圈与交叉口的距离为 $d(S_k)$ 的时间标签 $t_i(S_k)$ 以及速度 $v_i(S_k)$，其中 i的取值范围为 $\{1, 2, \cdots, N\}$，N 为样本总量；k的取值范围为 $\{1, 2, \cdots, K\}$，这里我们假设距离交叉口最远的线圈为第 1个线圈，在停止线上的线圈为第 K 个线圈，即 K 为线圈的总个数。

由于研究目的的需要，我们感兴趣的研究对象是在黄灯亮起后到达停止线的轨迹样本。这些样本可分为 3类：第 1类，在黄灯期间通过交叉口；第 2类，停车；第 3类，闯红灯。同时，由于需要考虑车辆间相对行为的参数，可以依照研究对象 (即本车) 是否“跟随”前车，将样本分为两组。这里的“跟随”不同于一般意义上理想的跟车过程，我们定义“跟随”前车的轨迹样本必须满足以下 3个条件，即：

(1) 在整个观测过程中，本车一直紧跟前车，两车始终处于同一行车道，均没有换道；

(2) 前车没有停车；

(3) 本车与前车通过距离停止线最远的线圈的时间间隔小于给定的门限 (本研究设为 5 s)。

根据校正的结果，发现该交叉口西侧路口的数据质量最好。故而在本研究中，我们的研究对象是西侧路口在黄灯亮起之后到达停止线，并且“跟随”前车的车辆，其轨迹样本见图 2。图中，虚拟线圈共有 6个，分别设在距停止线 58、36、27、18、9 m和 0 m的位置。所获得的数据样本量如表 1所示。

表 1 样本数量

Tab 1 Sample amounts

闯红灯车辆数 /辆	黄灯通过车辆数 /辆	停车车辆数 /辆	红绿灯周期 /个
49	2 290	197	18 720

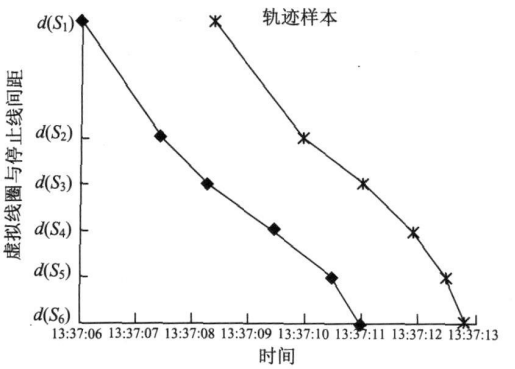

图 2 车辆轨迹样本

Fig 2 Vehicle trajectory samples

3 一维特征参数集合

在本章中，重点讨论问题 1：假设车辆轨迹特征参数集合仅含有一个变量时，选用哪个变量的预测效果最好。我们早期的工作中曾指出，对于利用动态延长全红时间以避免闯红灯事故的系统，距该路口 20~ 30 m的范围 (即线圈 S_3，S_4 附近，参见图 2) 是预测闯红灯最有效的时机[11]。其原因在于：在此范围内对闯红灯车辆进行预测，既可以保证一定的预测性能，又可以有充足的时间调整信号灯全红的时间长度，以避免事故的发生。因为越靠近路口，车辆走、停行为的区分越明显，所以我们会尽量选择靠近交叉口的线圈 S_4 的测量数据。根据车辆运行轨迹所包含的观测量，对于车辆 i进行闯红灯预测，司机特性参数集合 X 可以选择的物理量有：

在 $d(S_4)$ 处 (距路口 18 m) 的速度 $v_i(S_4)$。

由 $d(S_3)$ 到 $d(S_4)$ 的行驶时间间隔 T_i，定义为：

$$T_i = t_i(S_4) - t_i(S_3)。 \quad (9)$$

在 $d(S_3)$ 到 $d(S_4)$ 间的平均加速度 a_i 定义为:

$$a_i = \frac{v_i(S_4) - v_i(S_3)}{t_i(S_4) - t_i(S_3)}。 \quad (10)$$

在 $d(S_4)$ 处与前车的车头时距 h_i 定义为:

$$h_i = t_i(S_4) - t_{i-L}(S_4), \quad (11)$$

其中，下标 $i-L$ 表示第 i 辆车的前车。

由图 3可以发现：在相同的虚警条件下，描述车辆特性的参数为速度时检测率最高，为加速度时次之，为行驶时间和车头时距时较差。比如，当平均每红绿灯周期出现 0 01个虚警时，利用速度对预测闯红灯车辆的检测率高达 90%，利用加速度的检测率为 80%，而利用行驶时间的检测率为 60%，利用车头时距的检测概率不足 50%。在第 2章中，我们曾介绍对闯红灯车辆的预测包含着预测车辆到达停止线的时刻和预测车辆通过停止线的走、停行为两部分。在本研究中，我们采用了同样的方法（(2) 式）预测了车辆到达停止线的时间，那么引起预测闯红灯性能不同的原因就是区分车辆走停行为的车辆轨迹特征参数的不同。由此，图 3表明：速度是区分车辆走、停行为性能最好的物理量。

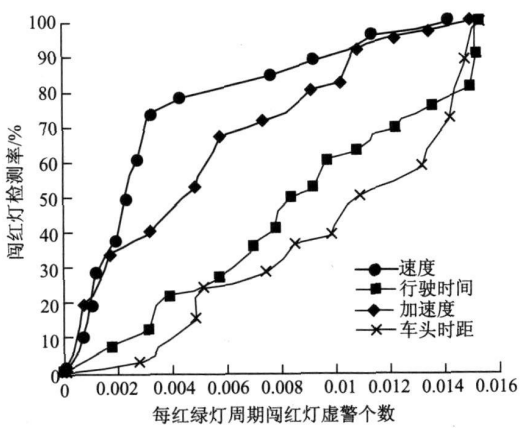

图 3　分别利用速度、行驶时间、加速度、以及车头时距预测闯红灯车辆的结果

Fig 3　Result of red- light- running prediction performance with speed, travel time, acceleration, and headway time respectively

4　二维特征参数集合

在本章中，我们将讨论问题 2 若假设车辆轨迹特征参数集合含有两个变量，且其中之一为速度时，如何选择另一个变量，以提高对车辆走、停行为的检测性能。图 3已经说明，单独使用加速度作为车辆轨迹特征参数预测闯红灯的效果，要好于单独使用行驶时间或车头时距。在以往的工作中，通常利用速度 - 加速度作为描述车辆轨迹特征的参数，得到了很好的预测性能[11- 12]。那么，如果利用行驶时间或车头时距分别与速度构成车辆轨迹特征参数集合，会对闯红灯车辆的预测效果有何影响，是我们在本章中值得关注的问题。

图 4比较了车辆轨迹特征参数集合分别为：速度，速度 - 行驶时间；速度 - 加速度；速度 - 车头时距时，闯红灯车辆检测率与虚警率的关系。由图 4(a) 可见，4种情况对闯红灯预测的效果差别不大。为更好的观察和分析 4种情况的区别，图 4(b) 中显示了当检测率达到 80% 以上时，检测率与虚警率的关系。由此，我们可以发现：常用的速度-加速度组合并非最优，而由速度-车头时距构成的车辆轨迹特征参数集合对闯红灯车辆的预测性能在整体上要好于其他 3种情况。概括起来，我们可以得到如下两个结论：第一，速度对车辆走、停行为的区分效果非常好，加入其他物理量虽然对性能有所提高，但并不非常显著；第二，在其他 3个物理量中，车头时距与速度的组合所达到的闯红灯预测性能最好。

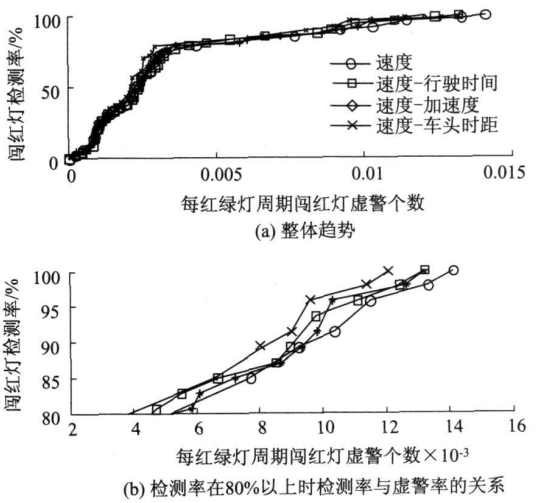

图 4　闯红灯预测结果

Fig 4　Result of red- light- running prediction performance

根据上述各物理量的定义 ((9) ~ (11) 式))，我们可以发现，由速度 - 车头时距组成的车辆轨迹特征参数集合能够提高预测效果的原因是：车头时距与速度可视为两个独立的物理量，即与单独以速度作为特征参数相比，速度-车头时距的二维参数集引入了前车对本车影响这一新的信息，故而能够将一部分由车辆个体行为不能正确区分走、停行为的车辆判断正确。与车头时距相比，平均加速度的计

算中利用了速度的信息，所以单独使用加速度能够比较好的区分车辆的走、停行为，但是当与速度进行联合分析时，所加入的新信息不多。同时，由于越靠近交叉口，车辆走、停行为的区分越明显，但是平均加速度中所增加的信息来自于 S_3 (比 S_4 距离交叉口更远)，所以造成与单独使用速度预测的性能差别不大。同时，行驶时间本质上就是车辆在两观测点间平均速度的反映，因而同理可知，增加行驶时间这一物理量也不能带来闯红灯预测性能的较大提高。

5 结论

主要研究如何选择车辆轨迹特征参数，以区分车辆走、停行为，达到更好的闯红灯预测效果。本研究是建立在基于 Neyman-Pearson 准则的车辆走、停判决器基础上的，该判决器和对车辆到达停止线的时间估计器是闯红灯预测算法的两大主要部分。根据对实际观测的车辆轨迹的分析发现：首先，车辆的速度是区分车辆走、停性能最好的参数。本文通过性能曲线证明了，在利用相同的时间估计器的条件下，与其他物理量相比，速度对闯红灯车辆的预测效果最好。同时，与二维车辆特性参数集合相比，单独使用速度预测闯红灯并没有带来性能的剧烈减弱。其次，若要利用多维数据以提高预测效果时，应尽量引入与速度相对独立的参数，如车头时距等描述两车相对关系的物理量。

参考文献:

References

[1] NCSA. Traffic Safety Fact 2005: A Compilation of Motor Vehicle Crash Data from the Fatality Analysis Reporting System and the General Estimates System, DOT HS 810 631 [R]. Washington D. C.: U. S. Department of Transportation, 2005.

[2] 杨洁. 浦东午间执法严查乱闯红灯 [N]. 东方早报, 2008-6-18
YANG Jie. Thorough Investigation of Red-light-running Violation in Pudong Shanghai [N]. Dongfang Daily, 2008-6-18

[3] GAZIS D, HERMAN R, MARADUDIN A. The Problem of the Amber Signal Light in Traffic Flow [J]. Operation Research, 1960, 8 (1): 112-132.

[4] LIU C, HERMAN R, GAZIS D. A Review of the Yellow Interval Dilemma [J]. Transportation Research, 1996, 30 (5): 333-348.

[5] ZEGEER C V, DEAN R C. Green-extension System at High-speed Intersection [J]. ITE Journal, 1978, 48: 19-24.

[6] GATES T J, NOYCE D A, LARACUENTE L, et al. Analysis of Driver Behavior in Dilemma Zones at Signalized Intersection [J]. Transportation Research Record, 2007, 2030: 29-39.

[7] LIU Y, CHANG G., TAO R, et al. Empirical Observations of Dynamic Dilemma Zones at Signalized Intersections [J]. Transportation Research Record, 2007, 2035: 122-133.

[8] 王金梅, 王兆安, 邓雯. 与闯红灯违规相关的困境区域的研究 [J]. 西安交通大学学报, 2005, 39 (2): 205-209.
WANG Jinmei, WANG Zhaoan, DENG Wen. Dilemma Zone Research with Regard to Red Light Running [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2005, 39 (2): 205-209.

[9] ZHANG L, WANG L, ZHOU K, ZHANG W, MISENER J. Use of Field Observations in Developing Collision-avoidance System for Arterial Red Light Running [J]. Transportation Research Record, 2010, 2189: 78-88.

[10] SHEFFI Y, MAHAMASSANI H. A Model of Driver Behavior at High Speed Signalized Intersections [J]. Transportation Science, 1981, 15: 50-61.

[11] ZHANG L, ZHOU K, ZHANG W, et al. Prediction of Red Light Running Based on Statistics of Discrete Point Sensors [J]. Transportation Research Record, 2009, 2128: 132-142.

[12] WANG L, ZHANG L, ZHOU K, et al. Red light running prediction for dynamic all-red extension at signalized intersection [C] //12th IEEE Intelligent Transportation System Conference. New Jersey: Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc., 2009: 627-631.

[13] CHAN C, RAGLAND D, SHLADOVER S, et al. Observations of Driver Time Gap Acceptance at Intersections in Left-turn Across-path-opposite-direction Scenarios [J]. Transportation Research Record, 2005, 1910: 10-19.

[14] GATES T. A Dynamic On-demand All-red Clearance Interval Extension Process for Stochastic Vehicle Arrivals at Signalized Intersection [D]. Madison: University of Wisconsin-Madison, 2007.

[15] KAY S. Fundamentals of Statistical Signal Processing [M]. New Jersey: Pearson Education, Inc., 1998.