

基于收费数据的高速公路交通拥挤自动判别方法

杨聚芬¹, 姜桂艳², 李琦³

(1. 吉林大学 交通学院, 130022 长春; 2. 宁波大学 海运学院, 315211 浙江 宁波;

3. 青岛市城市规划设计研究院, 266071 山东 青岛)

摘要: 针对高速公路交通拥挤日益严重的现象, 通过对收费数据的深层挖掘和高效利用, 提出了基于滚动时间序列的行程时间数据合成方法, 以此为基础构建了交通拥挤指数, 并基于交通拥挤指数的变化特征对拥挤持续时间进行了在线估计; 结合收费站布局的时空特征, 设计了基本路段和复合路段融合的高速公路交通拥挤自动判别方法. 实证分析表明, 该方法在判别率提高到 96.52%, 误判率降低到 0.43% 的同时, 判别时间减少了 74%, 而且收费数据的获取成本为零.

关键词: 交通工程; 数据合成; 交通拥挤; 自动判别; 收费数据

中图分类号: U491.1

文献标志码: A

文章编号: 0367-6234(2014)12-0108-06

The automatic traffic congestion identification of freeway based on charging date

YANG Jufen¹, JIANG Guiyan², LI Qi³

(1. College of Transportation, Jilin University, 130022 Changchun, China; 2. School of Maritime and Transportation, Ningbo University, 315211 Ningbo, Zhejiang, China; 3. Qingdao Urban Planning and Design Institute, 266071 Qingdao, Shandong, China)

Abstract: In view of increasingly serious traffic congestion on freeway, a synthesis method of travel time date was proposed based on the rolling time sequence and charging data, and on which this paper built a traffic congestion index and estimated the duration time according to the changing characteristics of the index. Moreover, taking the spatial and temporal characteristics of toll station layout into account, a method of automatic traffic congestion identification on freeway was designed by merging basic links with composite links. Empirical analysis shows that this method can improve the recognizing rate to 96.52% and reduce the false recognizing rate to 0.43%, at the same time, the recognizing time is declined by 74%, and the cost of charging date is zero.

Keywords: traffic engineering; data synthesis; traffic congestion; automatic identification; charging date

高速公路是我国重要的交通运输通道, 高速公路的飞速发展, 极大地改善了交通系统的运输效益和居民的出行效率. 但是随着交通需求的日益增长, 高速公路交通拥挤问题变得越加严重. 交通拥挤导致出行成本增大、交通事故频发以及环境质量恶化等不良后果, 给社会的可持续发展带来了巨大危害. 因此, 开展高速公路交通拥挤自动

判别^[1] (automatic congestion identification, ACI) 算法的研究对于及时疏导交通拥堵、减少交通拥堵持续时间具有重大实践意义和实用价值.

ACI 算法指的是利用各种实时采集到的交通数据, 依据相关理论与方法, 进行快速识别, 从而得到交通拥堵发生的时间、地点等信息. 依据交通信息获取方式的不同, 目前 ACI 算法主要包括基于检测器数据的 ACI 算法^[2-3]、基于 GPS 浮动车数据的 ACI 算法^[4-5]、基于车牌识别的 ACI 算法^[6]和基于仿真数据的 ACI 算法^[7-8]等. 每一种 ACI 算法都能实现交通拥堵的自动识别, 并能获得较好的识别效果. 但是, 由于线圈检测器覆盖率较低, 且铺设成本耗资较大; GPS 浮动车数据受天

收稿日期: 2013-10-31.

基金项目: 国家自然科学基金(51278257); 浙江省自然科学基金(LY12F01013); 高等学校博士学科点专项科研基金(20110061110034).

作者简介: 杨聚芬(1988—), 女, 博士研究生;

姜桂艳(1964—), 女, 教授, 博士生导师.

通信作者: 姜桂艳, jliangguiyan@126.com.

气影响大;车牌识别的工作量较大;仿真数据的可移植性又有待考察.所以上述 4 种 ACI 算法都不是高速公路交通拥堵识别的最优选择.

高速公路都配有收费站、联网收费中心等一体化收费管理系统,由此产生了大量的收费数据.目前收费数据的应用仅限于简单的查询服务和统计分析,缺少多角度的深度挖掘和全方位的实践应用,造成了交通信息资源的大量浪费^[9].

为此,本文以实时收费数据为基础,针对固定时间尺度合成存在较大时间延迟的不足,构建了一种基于滚动时间序列的行程时间数据合成方法.然后结

合交通流由顺畅到阻滞再到拥堵期间交通拥挤指数的发展趋势和变化特征,提出了基于收费数据的交通拥挤自动判别算法.考虑到收费站布局的时空特征,设计了基本路段和复合路段融合的交通拥挤自动判别方法.最后采用沪杭甬高速公路的实测收费数据对其进行了实例验证和对比分析.

1 基于滚动时间序列的行程时间数据合成

收费数据全天候记录了所有进出高速公路车辆的出行属性、车辆属性和付费方式等信息,表 1 为沪杭甬高速公路的收费数据样例.

表 1 高速公路收费数据样例

进口编号	进入时间	出口编号	离开日期	车型	金额/元	车重/t
1269	20120131T171640	1011	20120201T000021	2	955	33.34
2632	20120131T224304	1011	20120201T000103	3	130	16.05
1153	20120131T183534	1011	20120201T000401	1	185	2.04

从表 1 可看出,离开时刻减去进入时刻再减去付费时间,即为车辆在高速公路上的行程时间.对特定的车辆 k ,进口编号为 i ,进口时刻为 $t_i(k)$,出口编号为 j ,出口时刻为 $t_j(k)$,假定付费时间为常数 C ,则该车辆行程时间 $t_{i,j}(k)$ 计算公式为

$$t_{i,j}(k) = t_j(k) - t_i(k) - C. \tag{1}$$

交通流具有随机波动特征,导致正常交通状态下相同进出口车辆的行程时间数据会出现上下浮动的现象,并且采样时间间隔越小,其波动性越大.为了减少交通波动带来的负面影响,可将原始行程时间数据序列进行固定时间尺度合成^[10].例如原始行程时间数据序列是每隔 1 min 采样一次得到的平均行程时间,如果将其合成间隔为 5 min 采样一次的平均行程时间,其原理是在原始行程时间序列中每隔 5 个采样时间间隔对其内连续 5 个原始行程时间数据进行一次平均,合成后的输出时间点为第 5 个原始行程时间数据采样间隔结束后的时间点.虽然固定时间尺度合成可减少行程时间数据波动性的不利影响,但同时增加了交通拥挤平均判别时间.为了克服固定时间尺度合成存在的不足,本文构建一种基于滚动时间序列的行程时间数据合成方法.其原理是在原始行程时间序列中每隔 1 个采样时间间隔对连续 5 个原始行程时间数据进行一次合成,合成后的输出时间点为第 5 个原始行程时间数据采样间隔结束后的时间点.两种合成方法如图 1 所示.

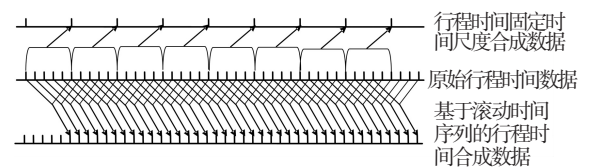


图 1 两种交通参数合成方法

2 基于收费数据的 ACI 算法

2.1 基于收费数据的 ACI 算法原理

每隔一个采样间隔都采用以上基于滚动时间序列的行程时间序列合成方法获得行程时间合成数据.由交通流理论可知,交通状态由顺畅到阻滞再到拥堵的过程中,路径行程时间逐渐增大,路径行程速度呈逐渐下降,为了能够单调地表达路段交通拥挤程度,本文将车辆行程速度的倒数作为交通拥挤判别指数,即

$$\gamma_{i,j}^q = \frac{t_{i,j}^q}{l_{i,j}}. \tag{2}$$

式中: $\gamma_{i,j}^q$ 为第 q 个时间间隔路径 $L_{i,j}$ 的交通拥挤指数; $l_{i,j}$ 为路径 $L_{i,j}$ 的长度; $t_{i,j}^q$ 为第 q 个时间间隔路径 $L_{i,j}$ 的平均行程时间.

按照文献[11]设计的路段交通拥挤量测标准及其确定方法,根据高速公路交通管理的需要确定相应的阻滞状态和拥堵状态量测的标准,并分别记为 γ_1 和 γ_2 ,则

$$\bar{\gamma}_{i,j}^q = \begin{cases} 1, & \gamma_{i,j}^q < \gamma_1; \\ 2, & \gamma_1 \leq \gamma_{i,j}^q < \gamma_2; \\ 3, & \gamma_{i,j}^q \geq \gamma_2. \end{cases} \tag{3}$$

式中: $\bar{\gamma}_{i,j}^q$ 为路段 $L_{i,j}$ 在第 q 个时间间隔的交通状态确定值;1、2、3 分别代表畅通、阻滞、拥堵状态.

本文把交通阻滞状态和拥堵状态统称为交通拥挤,依据以上交通拥挤判别原理对某交通拥挤路段的收费数据进行自动判别,得到判别结果如图 2 所示.

2.2 交通拥挤持续时间在线更新方法

从图 2 可看出,当交通流从顺畅到拥挤再到

恢复正常的过程中,交通拥挤指数先增大后降低.即当交通流运行顺畅时,交通拥挤指数保持为 1 不变;当开始发生拥挤时,交通拥挤指数由 1 增大为 2 或 3;拥挤持续期间,交通拥挤指数为 2 或 3;当交通拥挤结束时,交通拥挤指数由 2 或 3 减小为 1. 基于这种变化特征,可构建交通拥挤持续时间在线更新算法,算法主要思想如下:1) 当检测到当前分析时间段 q 内的交通拥挤指数为 1 时,直接输出交通流运行顺畅.2) 当检测到当前分析时间段 q 内的交通拥挤指数为 2 时,如果当前分析时间段 q 与前一分析时间段 $q-1$ 的交通拥挤指数之差 $\Delta \bar{T}_{i,j}^q$ 为 1,那么即可判断当前分析时间段开始发生交通拥挤,拥挤持续时间 $T^q = t$, t 为分析时间间隔;否则,判断结果为当前分析时间段处于交通拥挤持续阶段,且截至当前分析时段已经持续的拥挤时间为 $T^q = T^{q-1} + t$,其中 T^{q-1} 为从交通拥挤发生到前一分析时间段为止的交通拥挤持续时间.3) 当检测到当前分析时间段 q 内的交通拥挤指数为 3 时,如果当前分析时间段 q 与前一分析时间段 $q-1$ 的交通拥挤指数之差 $\Delta \bar{T}_{i,j}^q$ 为 2,那么即可判断当前分析时间段开始发生交通拥挤,拥挤持续时间 $T^q = t$. 否则,判断结果为当前分析时间段处于交通拥挤持续阶段,且截至当前分析时段已经持续的拥挤时间为 $T^q = T^{q-1} + t$.

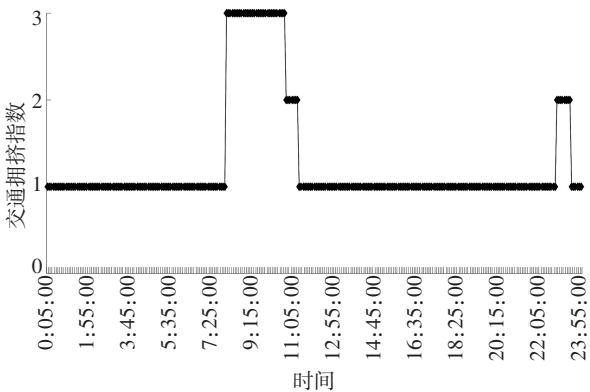


图 2 交通拥挤路段的交通拥挤指数变化

3 基于收费数据的高速公路 ACI 方法

高速公路上行驶的每一辆车都必须通过收费站才能进出,本文把相邻两个收费站之间的高速公路定义为基本路段,非相邻收费站之间的高速公路定义为复合路段,具体如图 3 所示,实曲线覆盖的路段 $L_{0,1}$ 、 $L_{i-2,i-1}$ 、 $L_{i-1,i}$ 为基本路段,虚曲线覆盖的路段 $L_{i-1-b,i-1}$ 、 $L_{i-2,i-1}$ 、 $L_{i-1-b,i}$ 为复合路段.

从时间方面看,由于车辆离开高速公路后才能获得其收费数据,所以基本路段能更快地获取实时收费数据,而复合路段由于通过时间较长,采集到的动态收费数据时间延迟较长.从空间方面看,由于基本路段距离较短,短途出行者很少选择收费道路,导致基本路段上的车辆数较少.而复合路段一般覆盖多个基本路段,车辆数较多.

O-D 对间观测车辆数越大,获取的平均路径行程时间可靠性水平越高,当车辆数低于某一阈值时,将导致平均行程时间可靠性水平降低,为了提高输入数据的可靠性,本文将路径行程时间的可靠性按照通过的车辆数依次从大到小排序为:车辆数大于等于 3、车辆数为 1 或 2、车辆数为 0.为了能够优先使用可靠性高的行程时间数据进行交通拥挤自动判别,本文以车辆数为核心,综合考虑收费站布局的时空特征,设计一种基本路段和复合路段融合的交通拥挤自动判别方法.其原理主要是针对基本路段 $L_{i-1,i}$,判断 $L_{i-1,i}$ 上的车辆数是否符合数据可靠性要求,如果符合,则可直接对基本路段 $L_{i-1,i}$ 进行交通拥挤在线判别;否则联合分析 $L_{i-1-a,i}$ 和 $L_{i-1-a,i-1}$ 的判别结果,推导出 $L_{i-1,i}$ 的拥挤状态.考虑到路径太长将导致交通拥挤在线判别产生较大的信息延迟,故 a 最大取 1 或 2.

设某条高速公路主线上共 $I+1$ 个收费站,收费站标号如图 3 所示,在第 q 个分析时间间隔内,令 $a=2$, $n_{i,j}^q$ 为在第 q 个分析时间间隔内从第 i 个收费站到第 j 个收费站之间观测车辆数,对于出口 $E=i$,其基于收费数据的高速公路 ACI 算法流程如下.

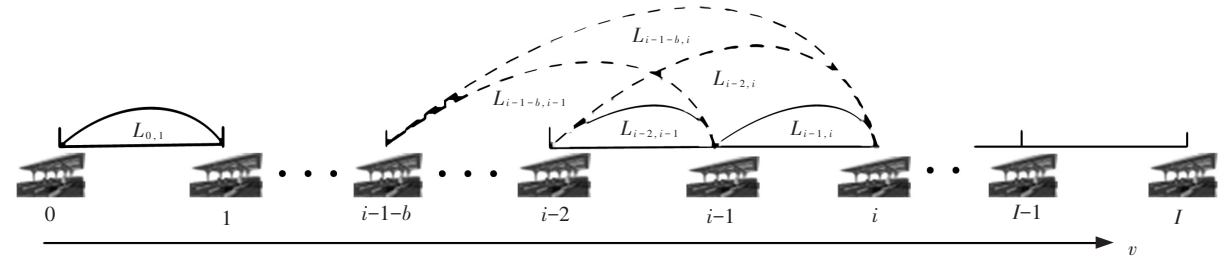


图 3 基本路段和复合路段示意

第 1 步,判断 $n_{i-1,i}^q \geq 3$ 是否成立.成立转第 2 步,否则转第 3 步.

第 2 步,计算 $\bar{T}_{i-1,i}^q$.当 $\bar{T}_{i-1,i}^q = 1$ 时,则输出交通

流运行顺畅,转第 11 步.当 $\bar{T}_{i-1,i}^q = 2$ 时,若 $\Delta \bar{T}_{i-1,i}^q = 1$,则输出路段 $L_{i-1,i}$ 上开始形成拥挤,拥挤持续时间为 $T = t$;否则,输出路段 $L_{i-1,i}$ 正处于拥挤状态,

更新拥挤持续时间为 $T = T + t$, 转第 11 步. 当 $\bar{I}_{i-1,i}^q = 3$ 时, 若 $\Delta \bar{I}_{i-1,i}^q = 2$, 则输出路段 $L_{i-1,i}$ 上开始形成拥挤, 拥挤持续时间为 $T = t$; 否则, 输出路段 $L_{i-1,i}$ 正处于拥挤状态, 更新拥挤持续时间为 $T = T + t$, 转第 11 步.

第 3 步, 判断 $0 < n_{i-1,i}^q < 3$ 是否成立. 若是, 则寻找其复合路段 $L_{i-1-a,i}$, 令 $b = 1$, 转第 4 步; 否则, 转第 7 步.

第 4 步, 判断 $n_{i-1-b,i}^q \geq 3$ 是否成立. 当 $n_{i-1-b,i}^q \geq 3$ 不成立时, 判断 b 是否小于 a , 若是, 则令 $b = b + 1$, 转第 4 步, 否则转第 2 步. 当 $n_{i-1-b,i}^q \geq 3$ 成立时, 计算 $\bar{I}_{i-1-b,i}^q$, 若 $\bar{I}_{i-1-b,i}^q = 1$, 则输出路段 $L_{i-1,i}^q$ 上交通流运行顺畅, 转第 11 步; 若 $\bar{I}_{i-1-b,i}^q \neq 1$, 则判断 $n_{i-1-b,i-1}^q \geq 3$ 是否成立, 若是, 则转第 5 步, 否则, 比较 b 和 a 的大小, $b < a$ 则令 $b = b + 1$, 转第 4 步, $b \geq a$ 则转第 2 步.

第 5 步, 计算 $\bar{I}_{i-1-b,i-1}^q$. 判断 $\bar{I}_{i-1-b,i-1}^q = 1$ 是否成立, 若是, 则转第 6 步; 否则转第 2 步.

第 6 步, 当 $\bar{I}_{i-1-b,i}^q = 2$ 时, 若 $\Delta \bar{I}_{i-1-b,i}^q = 1$, 则输出路段 $L_{i-1,i}$ 上开始形成拥挤, 拥挤持续时间为 $T = t$; 否则, 输出路段 $L_{i-1,i}$ 正处于拥挤状态, 更新拥挤持续时间为 $T = T + t$, 转第 11 步. 当 $\bar{I}_{i-1-b,i}^q =$

3 时, 若 $\Delta \bar{I}_{i-1-b,i}^q = 2$, 则输出路段 $L_{i-1,i}$ 上开始形成拥挤, 拥挤持续时间为 $T = t$; 否则, 输出路段 $L_{i-1,i}$ 正处于拥挤状态, 更新拥挤持续时间为 $T = T + t$, 转第 11 步.

第 7 步, 当 $n_{i-1,i}^q = 0$ 时, 判断 $n_{i-1-b,i}^q = 0$ 是否成立. 若是, 则转第 8 步; 否则转第 9 步.

第 8 步, 判断 b 是否小于 a . 若是, 则令 $b = b + 1$, 转第 7 步; 否则, 输出“无信息”.

第 9 步, 计算 $\bar{I}_{i-1-b,i}^q$. 当 $\bar{I}_{i-1-b,i}^q = 1$ 时, 输出路段 $L_{i-1,i}^q$ 交通运行顺畅; 否则, 转第 10 步.

第 10 步, 确认 $n_{i-1-b,i-1}^q$ 是否为 0. 若是, 则转第 8 步; 否则, 计算 $\bar{I}_{i-1-b,i-1}^q$, 若 $\bar{I}_{i-1-b,i-1}^q = 1$, 转第 6 步, 若 $\bar{I}_{i-1-b,i-1}^q \neq 1$, 则输出“无信息”, 转第 11 步.

第 11 步, 令 $q = q + 1$, 转第 1 步.

综上所述, 本文设计的基于收费数据的高速公路 ACI 方法流程如图 4 所示.

对于第 1 个出口 $E = 1$, 由于其上游只有一个收费站入口, 故不存在可供联合分析的复合路段, 当 $n_{0,1} \neq 0$ 时, 只对其基本路段 $L_{0,1}$ 进行交通拥挤在线判别, 否则, 输出“无信息”.

对于第 2 个出口 $E = 2$, 只考虑 $a = 1$ 的复合路段 $L_{0,2}$.

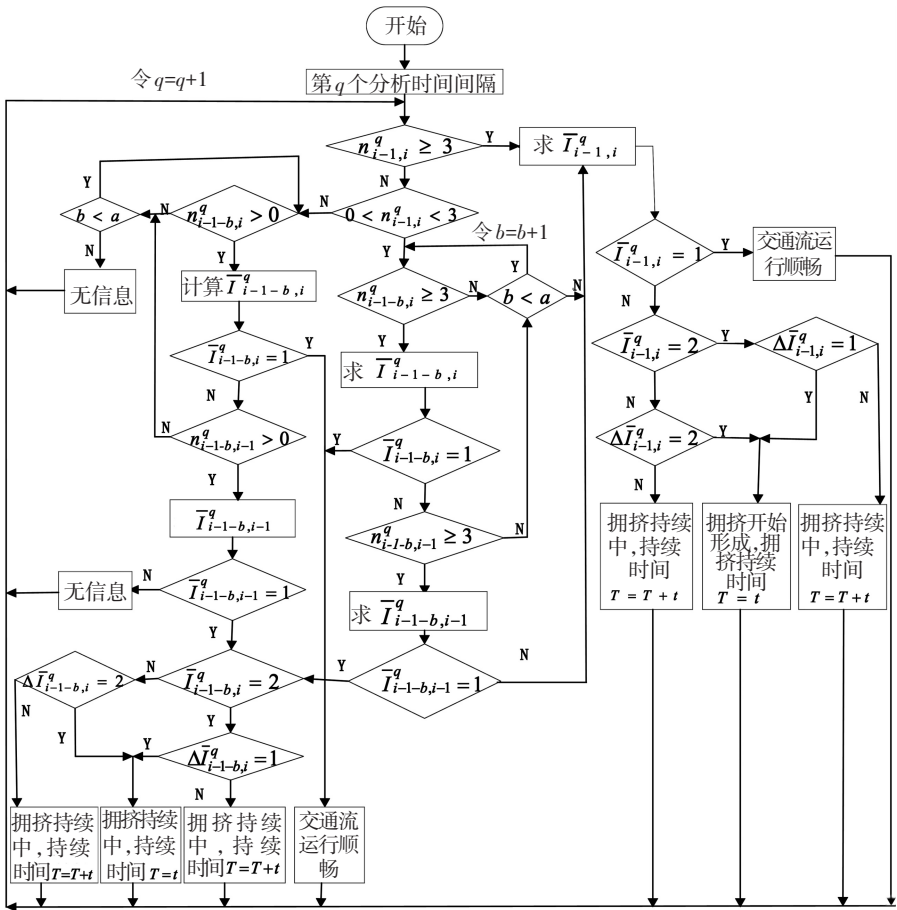


图 4 基于收费数据的高速公路 ACI 算法流程

4 实 证 验 证

实证数据来源于浙江省沪杭甬高速公路收费站,采样时间为 2011 年 12 月至 2012 年 2 月,每天的 24 h 数据.实验区域共包括 21 个收费站,各收费站位置及编号如图 5 所示.

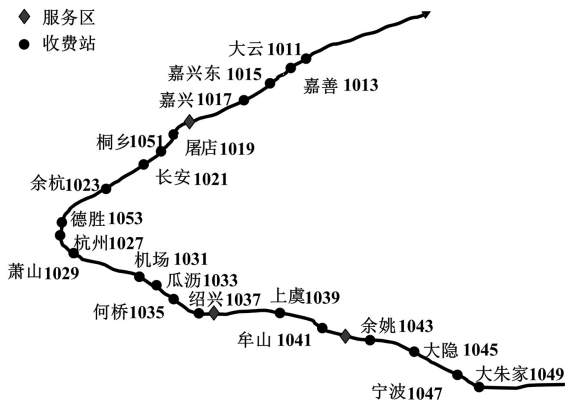


图 5 沪杭甬高速公路各收费站位置及编号

由于受到传输线路故障、驾驶员驾驶行为异常等因素的影响,结算中心返回的数据可能存在异常记录,所以获得收费数据后,应首先将缺失数据、错误数据和极端离群值等异常数据进行剔除处理.

判别性能采用判别率 R_I 、误判率 R_{FI} 和平均

判别时间 T_M 3 个评价指标进行评价.拥挤状态判别率是指在某特定时间段内,由算法检测出的拥挤次数占实际发生拥挤次数的百分数;拥挤状态误判率是指在某特定时间段内,由算法检测出的虚假拥挤次数占实际发生拥挤次数的百分数;拥挤状态平均判别时间是指由算法检测出的拥挤发生时刻与拥挤实际发生时刻差值的算术平均值.

采用该两种方法进行交通拥挤判别,方法 1 为基于固定时间尺度合成的基本路段和复合路段融合 ACI 算法,方法 2 为基于滚动时间序列合成的基本路段和复合路段融合的 ACI 算法,两种方法分别得到的判别性能计算结果见表 2.

表 2 基于固定时间尺度和滚动时间序列合成行程时间数据的交通拥挤自动判别性能指标对比

方法	$R_I/\%$	$R_{FI}/\%$	T_M/s
1	90.70	1.05	363.4
2	96.52	0.43	96.1

从表 2 中可看出基于滚动时间序列合成行程时间数据的交通拥挤判别算法不仅将判别率提高到 96.52%,将误判率降低到 0.43%,同时判别时间减少了 74%,改善了交通拥挤自动判别的准确性和实时性.

图 6、7 分别为 2012 年 2 月 9 日路径 1053—1027 和 1023—1027 的行程时间以及车辆数.

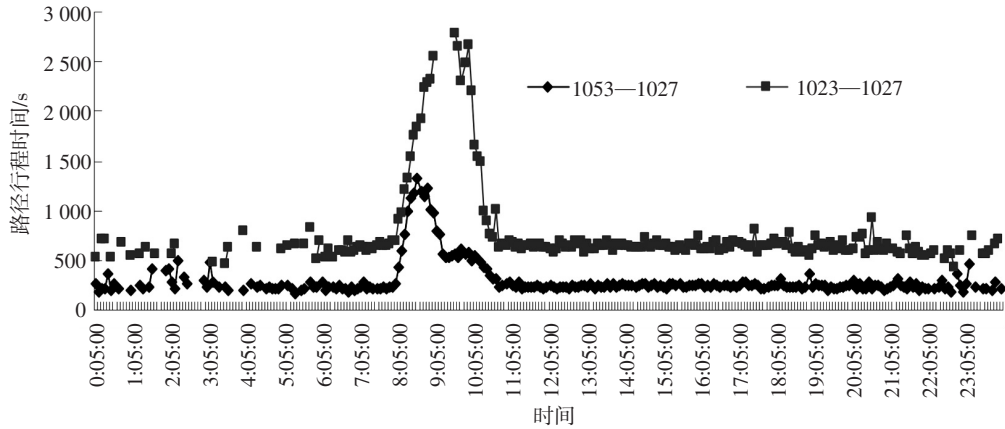


图 6 路径 1053—1027 和 1023—1027 行程时间

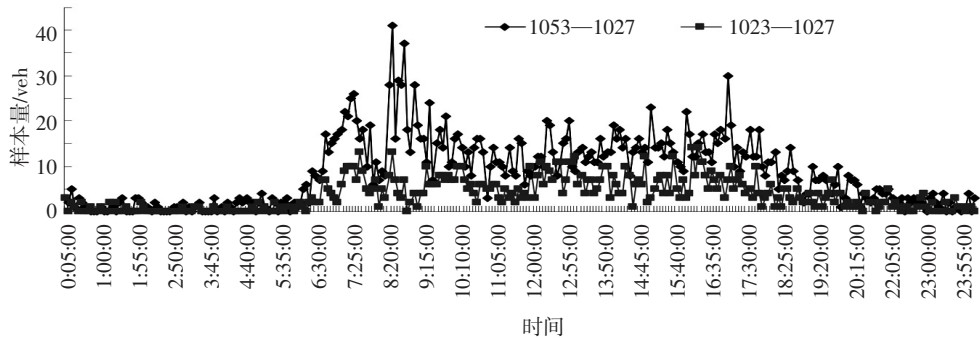


图 7 路径 1053—1027 和 1023—1027 车辆数

从图 6、7 可得出, 路径 1053—1027 和 1029—1027 的行程时间和车辆数的趋势性基本一致, 表明当基本路段路径行程时间不可靠时, 可利用其复合路段路径行程时间进行交通拥挤自动判别的合理性。

表 3 为各个基本路段上平均的交通拥挤时间 T_p , 以及本文算法在顺畅状态和拥挤状态下的判

别性能评价参数。从表 3 可看出, 基本路段 1033—1031 的平均拥挤时间最长, 主要是因为该路段通往机场, 进出高速公路车辆频繁; 基本路段 1027—1053 的平均拥挤时间最短, 主要是因为该路段距离较短, 路况较好。另外从表 3 可看出, 本文算法在顺畅状态下的判别性能优于拥挤状态下的性能。

表 3 不同路段在不同交通状态下的交通拥挤自动判别性能评价参数

路段编号	T_p / min	$R_1 / \%$		$R_{\text{FI}} / \%$		T_M / s	
		顺畅状态	拥挤状态	顺畅状态	拥挤状态	顺畅状态	拥挤状态
1049—1047	30	94.8	88.9	0.78	1.01	373	419
1047—1045	25	95.2	90.5	0.52	0.99	388	396
1045—1043	27	96.9	97.1	0.56	0.61	376	388
1043—1041	40	99.2	95.8	0.34	0.56	352	372
1041—1039	37	98.6	94.3	0.25	0.78	341	376
1039—1037	32	97.6	96.4	0.22	0.85	369	381
1037—1035	19	99.1	95.8	0.15	0.54	361	379
1035—1033	34	98.8	94.7	0.12	0.49	353	368
1033—1031	41	99.1	96.5	0.23	0.63	339	379
1031—1029	35	97.8	97.6	0.27	0.33	341	381
1029—1027	31	97.3	98.2	0.28	0.24	338	372
1027—1053	12	98.7	95.4	0.31	0.43	338	364
1053—1023	33	97.2	96.9	0.24	0.23	357	382
1023—1021	28	99.4	95.8	0.19	0.65	342	368
1021—1051	31	96.9	96.6	0.22	0.51	359	359
1051—1019	16	98.6	94.3	0.13	0.67	346	373
1019—1017	21	99.2	95.7	0.19	0.74	330	358
1017—1015	36	97.9	97.5	0.27	0.32	354	361
1015—1013	28	98.4	94.1	0.16	0.49	348	360
1013—1011	20	96.2	91.6	0.21	0.55	336	357

5 结 论

1) 针对目前收费交通数据利用率偏低的现状, 提出了基于收费数据的高速公路交通拥挤自动判别算法, 具有较好的判别效果。

2) 提出的基于滚动时间序列的交通参数合成方法不仅改善了已往数据合成方法存在时间延迟大的缺陷, 还为进一步深度的数据挖掘提供了一定的技术支持。

3) 针对高速公路收费站布局特征和交通流运行特点设计的基本路段、复合路段融合 ACI 算法较大地改善了高速公路交通拥挤自动判别性能, 同时判别时间减少了 74%, 实现了低成本监测高速公路交通运行状况的目标, 为今后高效利用多源交通数据构建综合交通信息平台奠定了基础。

参 考 文 献

[1] 姜桂艳. 道路交通状态判别技术与应用[M]. 北京: 人民交通出版社, 2004: 160-168.

[2] YANG S. On feature selection for traffic congestion prediction [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2013, 26(1): 160-169.

[3] 庄斌, 杨晓光, 李克平. 道路交通拥挤事件判别准则与

检测算法[J]. 中国公路学报, 2006, 19(3): 82-86.

[4] ZHANG Yongchuan, ZUO Xiaoqing, ZHANG Liting, et al. Traffic congestion detection based on GPS floating: car data[J]. Procedia Engineering, 2011, 15(1): 5541-5546.

[5] TAYLOR M A P, WOOLLEY J E, ZITO R. Integration of the global positioning system and geographical information systems for traffic congestion studies [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2000, 8(1): 257-285.

[6] 姜桂艳, 常安德, 牛世峰. 基于车牌识别数据的交通拥堵识别方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2011, 43(4): 131-135.

[7] ARNOTT R. A bathtub model of downtown traffic congestion [J]. Journal of Urban Economics, 2013, 76(7): 110-121.

[8] OTSUBO H, RAPOPORT A. Vickrey's model of traffic congestion discretized [J]. Transportation Research Part B: Methodological, 2008, 42(10): 873-889.

[9] 沈强. 基于高速公路收费数据的路网运行状态评价[J]. 公路交通科技, 2012, 29(8): 118-126.

[10] 王秋兰. 短时交通参数多步预测方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2012.

[11] 王春娥. 城市道路交通状态判别算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2008.

(编辑 魏希柱)