

公交调度系统事件检测算法研究

陈艳艳, 田启华

(北京工业大学 交通工程北京市重点实验室, 北京 100124)

摘 要: 利用小波 Mallat 算法对 GPS 采集的速度信号进行分解, 并利用小波变换模极大值与信号奇异点的对应关系对信号进行突变点检测. 根据小波可同时进行时频分析的特性, 将 GPS 采集的速度信号在时频空间展开, 并根据不同的公交车运行状态分别对信号进行分析. 最后提出了以突变点大小、位置、个数以及平均速度和速度零点时间长短为参数的综合事件判别条件. 通过与实测公交运行状态对比发现, 以小波变换对 GPS 采集的速度信号进行突变点检测是非常有效的.

关键词: 公交调度; 小波; 事件检测

中图分类号: U 491.3; U 492.8

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2011)12-1811-07

公交调度系统的事件检测算法是当今智能公交调度系统进行实时调度的基础. 传统的调度方式多为“定点发车、两头卡点”的手工作业方式, 缺乏必要的信息与辅助处理手段, 造成调度员与实时交通环境的脱节, 只能进行盲目的黑箱操作^[1-3]. 与传统的调度方式相比, 智能调度更加强调调度的实时性, 所谓的实时性就是调度员根据车辆的运行状态(如交通阻塞、大串车、车辆故障), 将调度命令发送给司机, 及时调整车辆的运行情况. 随着车载 GPS 的应用, 基于 GPS 数据的事件检测算法被广泛采用. 将 GPS 传递的速度信息看成随时间变化的一维离散时间序列信号, 通过小波(Wavelet)的时频分析特性将信号在时频空间展开, 利用小波 Mallat 算法对信号进行多尺度分解, 既能观察信号的整体趋势又能深入到信号内部观察信号的细节部分^[4]. 综合考虑一维信号在时域及频域上的特性, 并结合小波分解后细节部分的特征, 利用模极大值原理标定公交调度中出现的车辆事件阈值, 从而达到对公交调度中经常发生的事件及突发事件的辨识.

1 小波 Mallat 算法

1988 年, Mallat 与 Meyer 提出了多分辨分析(multi_resolution analysis, MAR)框架, 统一了在此前各种构造小波的方法^[5]. 空间 $L^2(R)$ 的多分辨分析是指构造 $L^2(R)$ 空间内的一个子空间序列 $\{V_j\}_{j \in Z}$, 对于任意函数 $f(t) \in V_0$, 可以将其分解为细节部分 W_1 和大尺度部分 V_1 , 然后将大尺度部分 V_1 进一步分解. 如此重复就可以得到任意尺度(或分辨率)上的逼近部分和细节部分, 见图 1

$$L^2(R) \approx W_1 \oplus W_2 \oplus \cdots \oplus W_j \oplus V_j \quad (1)$$

对任意 $f \in L^2(R)$, 设 f 在 V_j 上的投影系数为 $c_{j,k}$, 在 W_j 上的投影为 $d_{j,k}$, $j \in Z$, 则对于式(1)的分解, 系数也有相应的塔式分解, 见图 2.

设 $\{V_j\}$ 中相应的基函数为 $\phi(t)$, 称之为尺度函数(scaling function), 设 $\{W_j\}$ 中相应的基函数为 $\psi(t)$, 称之为母小波函数(wavelet function). 则 f 可表示为

$$f(t) = \sum_k c_{0,k} \phi_{0,k} = \sum_k d_{1,k} \psi_{1,k} + \sum_k c_{1,k} \phi_{1,k} = \sum_{j=1}^J \sum_k d_{j,k} \psi_{j,k} + \sum_k c_{J,k} \phi_{J,k} \quad (2)$$

Mallat 算法的基本思想是通过 MRA 中相邻子空间之间的二进伸缩关系, 找出相邻子空间中投影系数

收稿日期: 2009-12-23.

基金项目: 国家科技支撑计划重点项目资助(2006BAJ18B01).

作者简介: 陈艳艳(1970—), 女, 河南郑州人, 教授, 博士生导师.

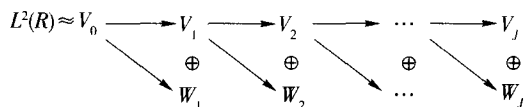


图1 空间塔式分解
Fig. 1 Space pyramid

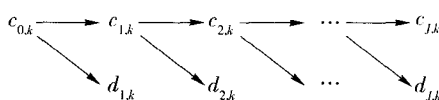


图2 系数的塔式分解
Fig. 2 Pyramid decomposition coefficients

之间的递推关系。图3为Mallat系数分解与重构示意图。其中 \$\downarrow 2\$ 为下采样算子,即从 \$C_{j-1}\$ 到 \$C_j\$ 的样点数减少一半, \$H\$ 和 \$G\$ 分别为低通和高通滤波器; \$H^*\$ 和 \$G^*\$ 为分别为 \$H\$ 和 \$G\$ 的偶算子,也为低通和高通滤波器。由图3构成的小波滤波器是信号降噪处理的原型。根据Mallat算法思想,得到的一组信号值作为小波分解的初始系数,经过小波分解后得到通过低通滤波器的近似信号(通常为低频信号)和通过带通滤波器的细节信号(通常为高频信号)。

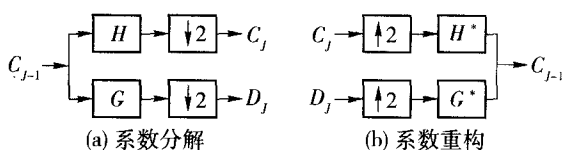


图3 Mallat系数分解与重构
Fig. 3 Mallat Coefficient decomposition and reconstruction

2 小波事件检测算法思想

利用小波变换检测信号突变点的一般方法是对信号进行多尺度分析,在信号出现突变时,其小波变换后的系数具有模极大值,因而可以通过对模极大值点的检测来确定信号的异常情况。

2.1 信号的奇异性表示

描述函数的局部奇异性通常用李普西兹指数(Lipschitz)描述。设 \$n\$ 是非整数, \$n < \alpha \leq n+1\$, 如果存在 2 个常数 \$A\$ 和 \$h_0\$ (\$h_0 > 0\$) 及 \$n\$ 次多项式 \$P_n(h)\$, 使得对任意 \$h < h_0\$ 均有

$$|f(x_0 + h) - P_n(h)| \leq A|h|^\alpha \quad (3)$$

则说 \$f(x)\$ 在点 \$x_0\$ 处的 Lipschitz 为 \$\alpha\$。如果式(3)对所有的 \$x \in (a, b)\$ 均成立, 且 \$x_0 + h \in (a, b)\$, 称 \$f(x)\$ 在 \$(a, b)\$ 上是一致 Lipschitz \$\alpha\$。\$f(x)\$ 在 \$x_0\$ 点的 Lipschitz \$\alpha\$ 刻画了函数在该点的正则性。Lipschitz \$\alpha\$ 越大, 函数越光滑; Lipschitz \$\alpha = 1\$, 则函数在 \$x_0\$ 连续、可微。Lipschitz \$\alpha < 1\$, 则函数在 \$x_0\$ 是奇异的。一个在 \$x_0\$ 点不连续但有界的函数, 该点的 Lipschitz \$\alpha = 0\$。

2.2 信号的突变检测原理

利用小波变换检测信号突变点的一般方法是对信号进行多尺度分析,在信号出现突变时,其小波变换后的系数具有模极大值,因而可以通过对模极大值点的检测来确定信号的异常情况,具体过程为^[6]:

设 \$\theta(x)\$ 为一起平滑作用的低通平滑函数, 且满足条件

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \theta(x) dx = 1$$

$$\lim_{|x| \rightarrow \infty} \theta(x) \rightarrow 0$$

通常取 \$\theta(x)\$ 为高斯函数。令

$$\theta(x) = \exp(-x^2/2\sigma)/\sqrt{2\pi\sigma}$$

$$\theta_s(x) = \frac{1}{s} \theta\left(\frac{x}{s}\right)$$

其中 \$s\$ 为小波分解尺度变量, 设小波函数 \$\psi(x)\$ 是光滑函数 \$\theta(x)\$ 的一阶导数 \$d\theta(x)/dx\$, 则 \$f(x)\$ 在 \$s\$ 尺度下的小波变换为 \$Wf(s, x) = f * \psi_s(x)\$, 因此

$$Wf(s, x) = f * \psi_s(x) = f * \left(s \frac{d\theta_s}{dx} \right)(x) = s \frac{d}{dx} (f * \theta_s)(x) \quad (4)$$

式(4)表明, $f(x)$ 的小波变换系数正比于 $f(x)$ 按尺度 s 经 $\theta_s(x)$ 平滑后的一阶导数. 由数学分析知, 一阶导数绝对值最大值对应的是卷积函数 $f(x) * \theta_s(x)$ 的陡变极点, 因此通过选用合适的尺度 s 对 $f(x)$ 进行关于 $\theta_s(x)$ 的小波变换. $|W_s^a f(x)|$ 模极大值所出现的位置就是原始信号 $f(x)$ 的奇异点.

2.3 信号的小波分解

采用对车辆行驶状态最为敏感的速度值作为小波分解的输入信号 $f(x)$. 根据上述原理, 综合对比多尺度下的小波函数, 采用正则性最优的 Daubechies (db3) 小波对信号进行 3 层离散小波变换^[7], 并截取原始信号的部分区域分别对各种事件的小波分解形态进行说明. 因为采样足够多, 所以可以将采样值看作小波分解的系数. 图 4 为某实时采集的原始信号, 图 5 为原始信号经小波分解后的细节系数.

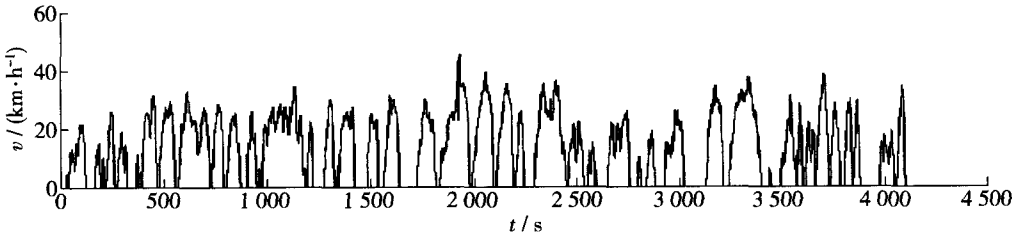


图 4 原始信号
Fig. 4 Original signal

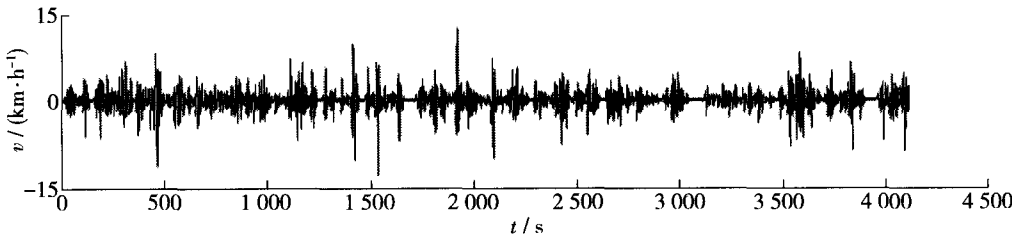


图 5 细节系数
Fig. 5 Detail coefficients

原始信号分解的细节部分出现很多“毛刺”从侧面显示了车辆在行驶过程中的不稳定状态. 为了能更好地展示车速波动与小波系数之间的关系, 选取原始信号的不同部分进行分析, 并且所截取的信号经小波分解后细节系数用 CD3 表示, 近似系数用 CA3 表示. 图 6 为原始信号、经小波分解后的近似细数和细节系数, 由信号的突变检测原理可知原始信号 $f(x)$ 的小波变换系数的一阶导数对应了小波变换的卷积函数的陡变极值点, 因此从某种意义上说, 信号经小波分解的细节系数反映了加速度的变化规律.

- 1) 信号 1 为稳定信号, 速度变化范围为 19 ~ 32 km/h, 小波分解后近似系数 CA3 与细节系数 CD3 均表现平稳, 公交车处于正常运行的状态.
- 2) 信号 2 为非平稳信号, 速度变化范围为 16 ~ 45 km/h, 通过分析原始数据可知, 在 52 ~ 61 s 区间上, 速度发生了剧烈变化, 由 37 km/h 降为 23 km/h 后又升为 45 km/h, 虽然公交车的运行没有中断, 速度没有过零点. 但小波分解后的细节系数 CD3 在该点却表现出了剧烈的波动, 表明该点发生了突变. 而近似系数 CA3 在该点处平滑仅表现出了速度的变化趋势, 这是因为 GPS 信号经小波变换后的低频部分集中了原始信号的几乎所有的能量, 即低频信号是原始信号的表现.
- 3) 信号 3 为非平稳信号, 原始数据是在堵车状态下测得, 速度出现了 3 处过零点, 小波分解后的细节系数 CD3 出现了 3 次突变.
- 4) 信号 4 为平稳信号, 原始数据是在公交车进出站过程中测得, 同样在过零点小波分解后的细节系数 CD3 出现了微小的突变. 但这种微小的突变却是正常的, 并没有超出给定的阈值范围.

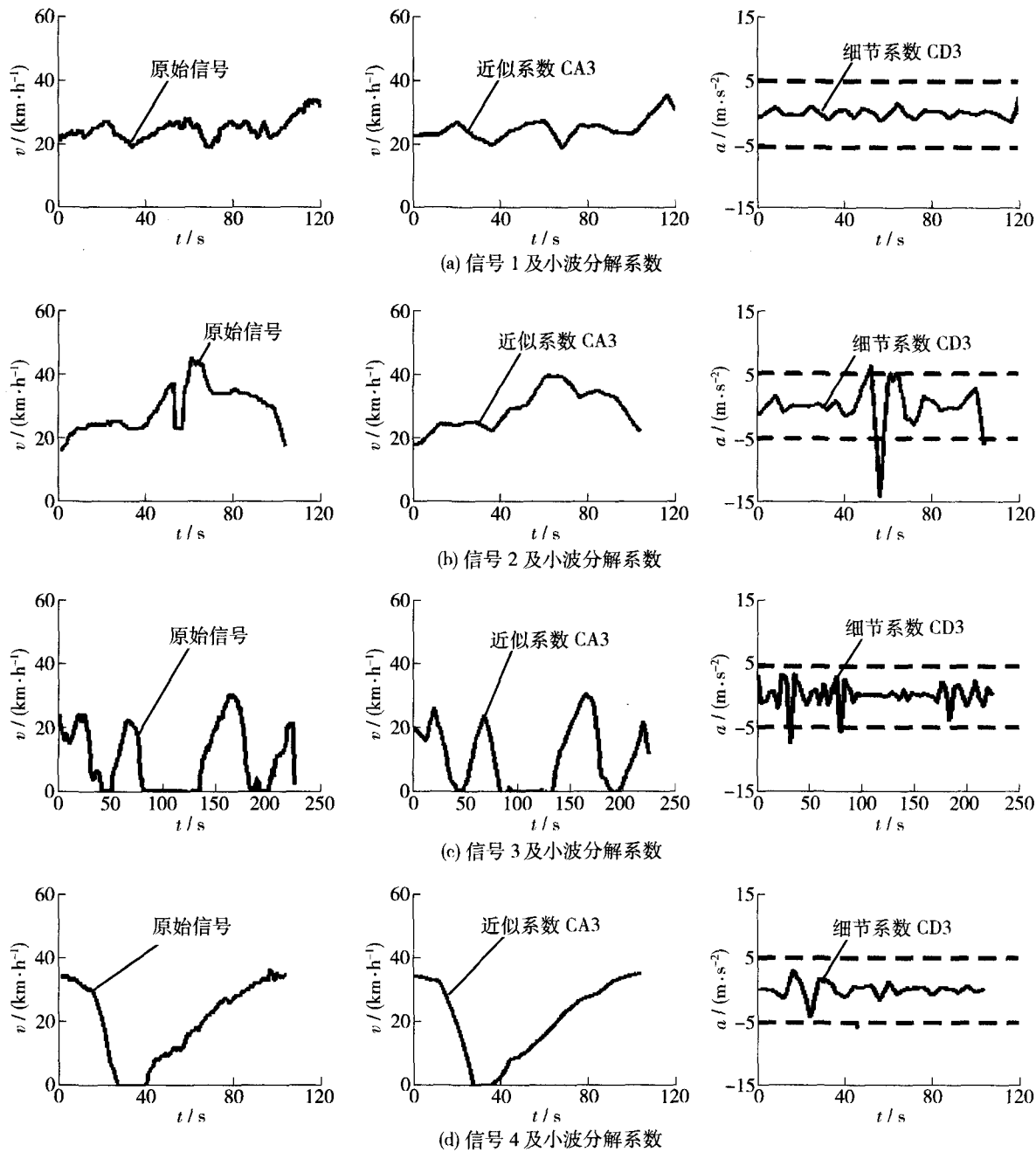


图 6 原始信号和小波分解系数

· Fig. 6 Original signal and wavelet decomposition coefficients

3 事件判别

3.1 事件类型分析

公交车运行过程中,由于受到客流及交通流环境的影响,其运行状态会不断发生变化. 根据运行状态是否稳定,可将这种变化表示为自由行驶状态、跟驰行驶状态、进出站状态、堵车状态、串车状态及并不常见的交通事故状态和坏车状态. 将每种运行状态看作一类事件,如图 7 所示.

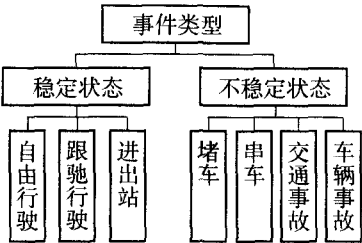


图 7 事件类型

Fig. 7 Event type

3.2 事件类型判别

虽然信号经小波分解后能很容易地判断出是否含有突变点以及突变点的位置和个数. 但仅凭上述数据并不能判断公交运行的状态. 为了得到更加准确的公交运行信息, 作如下假设:

1) 对某一时间域 (t_i, t_j) 的突变点用 $P(\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3)$ 表示. 其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3$ 为 P 的 3 个参数, λ_1 表示突变的大小, 当有多个突变点时, λ_1 取最大值; λ_2 表示突变个数, 取自自然数; λ_3 表示突变发生的位置, 取值为站点或路段.

2) 速度用 v 表示, 因为 GPS 采样率为 1 s, 因此 V_i 表示 t_i 时间点的瞬时值. $\bar{v}$ 表示在时间域 (t_i, t_j) 上的均值.

$$\bar{v} = \frac{\sum_{k=1}^{j-i} v_k}{j-i+1}$$

(5)

3) 用 $T_i(0)$ 表示第 i 个速度为零的时间段的大小. $T(0) = \sum_{i=1}^n T_i(0)$

由信号的分解结果可知, 当没有突变点发生时, 表示信号平稳, 公交车处于自由行驶或跟驰行驶状态. 当有突变点发生时, 根据突变点的大小、位置、个数来判断公交车的其他运行状态. 如表 1 所示.

表 1 事件判别
Table 1 Event identification

事件类型	事件判别	事件类型	事件判别
自由行驶	$P(\lambda_1, \lambda_2 = 0, \lambda_3) \cap T(0) = 0 \cap \bar{v} \geq 60$	串车	$P(\lambda_1 > 5, \lambda_2 > 1, \lambda_3 = \text{站点}) \cap T(0) > 0$
跟驰行驶	$P(\lambda_1, \lambda_2 = 0, \lambda_3) \cap T(0) = 0 \cap \bar{v} \leq 60$	交通事故	$P(\lambda_1 > 15, \lambda_2 = 1, \lambda_3) \cap T(0) > 0 \cap \bar{v} \leq 10$
进出站	$P(\lambda_1 \leq 5, \lambda_2 = 1, \lambda_3 = \text{站点}) \cap T(0) > 0$	坏车	$P(\lambda_1, \lambda_2 = 0, \lambda_3) \cap T(0) > 0 \cap \bar{v} = 0$
堵车	$P(\lambda_1 > 5, \lambda_2 > 1, \lambda_3 = \text{路段}) \cap T(0) > 0$		

事件检测原理如图 8 所示.

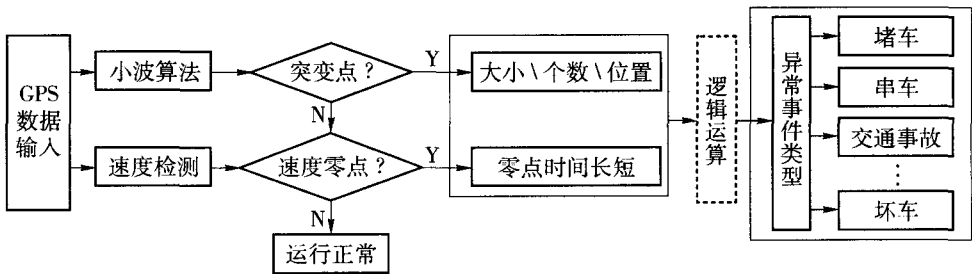


图 8 事件检测原理图
Fig. 8 Event detection schematic

3.3 数据来源及算法评价

由于北京市的公交车还没有全部加装 GPS 卫星定位系统, 因此数据的采集依靠手机 GPS 跟车采集. 选择了北京 53 路公交车进行全程记录, 从始发站北京西站至末站四方桥西, 全程共 27 站. GPS 采样率为 1 s, 采样数据包括公交车行驶速度、经纬度、采样时间. 跟车记录内容包括了以上提到的公交车行驶过程中出现的事件, 其中交通事故及坏车数据为仿真数据. 根据实际需要共采集 4 组数据, 其中 1 组数据用来标定事件的阈值, 3 组数据进行算法的评价. 算法通过 Matlab 实现.

传统的事件检测算法多为基于交通流理论、统计理论、人工智能、模式识别以及模糊逻辑的检测算法^[8]. 算法的思想大多是通过交通流突变点前后的交通流参数的变化来进行识别, 有的需要大量的样本

才能做到准确识别. 以上检测算法都需要事件发生时,交通流参数有较大的波动,算法对交通流参数的变化敏感度不够. 而公交车的运行特点为运行状态多变而波动范围不大,因此用以上算法并不能满足对公交车运行状态的判别. 利用小波分析对公交车的运行状态进行检测有两大优点:1) 小波的时频分析能力能很方便地用于对信号进行频域与时间于的分析,保证了检测的实时性. 2) 小波的多分辨分析能力,对信号的微小变化具有很高的敏感度. 以实测数据为例,对出现的各种公交运行状态进行检测,其中事故和坏车用模拟数据检测,检测率为检出次数与事件总数的百分比,误报率为检错次数与事件总数百分比,检测结果如表 2 所示.

表 2 算法评价
Table 2 Algorithm evaluation

事件类型	事件/次	检出次数/次	检测结果		
			检测率/%	误报率/%	平均检测时间/s
自由行驶	3	3	100	0.0	60
跟驰行驶	27	25	92	3.7	60
一次进出站	25	20	80	8.0	60
堵车	23	19	83	1.7	120
串车	36	33	92	5.5	120
交通事故	10	9	90	10	160
坏车	10	9	90	10	240

4 结 束 语

随着 GPS 技术在公交智能调度系统中的应用,各种基于 GPS 数据的应用算法不断出现,小波变换作为有效的时频分析方法,提供了一种新的信号处理手段. 作者利用小波变换的模极大值与信号奇异性之间的关系对 53 号公交线路的实测数据进行了突变点检测. 并利用突变点位置、大小、个数、平均速度、过零点时间长度等参数对事件进行了判别. 通过与实际记录的公交车运行状态对比,发现利用小波变换对速度信号进行分析能很容易地找到信号的突变点. 而且从某种意义上突变点的大小与加速度的大小有直接的对应关系,能很好地反映司机的驾驶行为. 另外,系统在测试中存在一定的误差,今后对参数的标定是重点研究的内容.

参考文献:

[1] 张飞舟, 晏磊, 范跃祖, 等. 智能交通系统中的公交车辆调度方法研究[J]. 中国公路学报, 2003, 18(1): 82-85.
ZHANG Fei-zhou, YAN Lei, FAN Yue-zu, et al. Research on dispatching methods of public traffic vehicles in intelligent transport system[J]. China Journal of Highway and Transport, 2003, 18(1): 82-85. (in Chinese)

[2] 胡坚明, 宋靖雁, 杨兆升, 等. 公交智能化调度系统实时调度形式确定方法研究[J]. 公路交通科技, 2003, 20(6): 113-117.
HU Jian-ming, SONG Jing-yan, YANG Zhao-sheng, et al. Study on determination method of real-time transit vehicle dispatching form [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2003, 20(6): 113-117. (in Chinese)

[3] 王民, 徐明民. 公交车调度模型的建立及应用[J]. 西南科技大学学报, 2003, 18(1): 65-69.
WANG Min, XU Ming-min. The setting up of dispatching buses mode[J]. Journal of Southwest University of Science and Technology, 2003, 18(1): 65-69. (in Chinese)

[4] 郭艳玲, 吴义虎, 黄中祥. 基于小波分析和 SOM 网络的交通事件检测算法[J]. 系统工程, 2006(10): 100-104.
GUO Yan-ling, WU Yi-hu, HUANG Zhong-xiang. An algorithm for traffic incidents detection based on wavelet analysis and SOM network [J]. Systems Engineering, 2006(10): 100-104. (in Chinese)

- [5] 徐晨, 赵瑞珍, 甘小冰. 小波分析应用算法[M]. 北京: 科学出版社, 2004.
- [6] RUBINI R, MENEGHETTI U. Application of the envelope and wavelet transform analyses for the diagnosis of incipient faults in ball bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2001, 15(2): 287-302.
- [7] 姜桂艳, 温慧敏, 杨兆升. 高速公路交通事件自动检测系统与算法设计[J]. 交通运输工程学报, 2001(1): 77-81.
JIANG Gui-yan, WEN Hui-min, YANG Zhao-sheng. Design of freeway automatic incident detection system and algorithm[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2001(1): 77-81. (in Chinese)
- [8] TENG Hua-liang, QI Yi. Application of wavelet technique to freeway incident detection[J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2003, 11C(3-4): 289-308.

Research of Accident Detection Method of Bus Dispatching System

CHEN Yan-yan, TIAN Qi-hua

(Beijing Key Lab of Traffic Engineering, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: Velocity signals collected by GPS are decomposed by Mallat algorithm of Wavelet. According to the relationship between the maximum wavelet coefficient modules and the singularity signal, the breaking dots are detected. Based on Wavelet's Time-frequency analysis characteristics, the velocity signals collected by GPS are spread to time-frequency space, and different signals of different movement states are correspondingly analyzed. Considering the parameters of breaking dot's size, position, number, mean velocity and zero velocity continuance time, the differentiate condition are finally proposed. Compared with the actual bus movement state, it is very effective to use Wavelet to analyze the signals collected by GPS.

Key words: bus dispatching; wavelet; accident detection

(责任编辑 郑筱梅)