

文章编号: 0427-7104(2011)06-0767-06

交通流实测数据的时间序列分析

张英莹, 吴 正, 郭明旻

(复旦大学 力学与工程科学系, 上海 200433)

摘 要: 提出了一个建立车速、车头间距等交通流参数大样本时间序列的方法, 依据实际交通录像获得总数据量超过 8 万条的 4 个时间序列样本, 对它们进行分形指标的计算和分析. 研究发现: Hurst 指数和平均循环周期的计算结果较为客观, 受数据采集过程中的人为因素影响较小; 交通流时间序列存在趋势的正相关特征, 并随着路段拥挤程度提高而加强; 构建的时间序列适用于短期或较长时间的交通流预报和诱导.

关键词: 交通流时间序列; 数据采集; 分形; Hurst 指数; 平均循环周期

中图分类号: U 491.1

文献标志码: A

非线性科学是一门研究非线性现象共性的基础科学, 混沌和分形是其中的两个热点问题, 它们揭示随机现象背后的确定性特征及其可预测性特征. 对于混沌的研究最早可以追溯到 1889 年俄国女数学家 Kovalevskaya 对系统稳定性下的定义, 提出了量度小偏差增长率平均值的概念. 其后, 俄国数学家 Lyapunov 推广了 Kovalevskaya 的概念, 给出了运动稳定性的判断指标 Lyapunov 指数, 它在电力、金融、水利、计算机和生物等多个领域都已得到应用. 在分形理论方面, 法国数学家 Mandelbrot^[1] 提出了分形几何学的整体框架和一系列概念、方法, 使之成为探索种种不规则的、回转曲折的相空间的重要工具. 一个随机时间序列存在分形的重要前提是它具有长程相关性, Hurst^[2] 在 20 世纪 50 年代初提出的 R/S 分析 (rescale range analysis) 方法被认为是研究长程相关性的一种有效方法.

道路上的机动车交通流是一个自驱动的巨粒子系统, 它的非线性、随机性特征都很强烈. 在交通流研究初期, 研究者们较多采用统计分析方法归结各种参数之间的数学模型, 如 Greenshields 模型^[3]、Greenberg 模型^[4]、GHR 跟车模型^[5] 等. 近年来, 国内外有一些学者开始采用混沌理论和分形理论等非线性统计方法对交通流模型进行研究. Disbro 和 Frame^[6] 最早把混沌概念引入交通流研究, 通过 GHR 跟车模型的模拟结果, 论证了交通系统中存在混沌. 此后, Low 和 Addison^[7] 继续进行了一系列理论研究, 用改进的跟驰模型揭示不同的混沌特征. Safonov 等^[8] 则用延迟微分方程模型研究交通混沌现象, 发现混沌主要出现在中等密度条件下, 并且具有多分形吸引子结构.

另一方面, 随着高速道路智能管理中感应线圈技术的广泛应用, 通过线圈采集到的实际交通流数据研究非线性交通现象的研究领域也受到关注. Dendrinis^[9] 尝试对交叉口实测流量数据进行傅里叶变换 (Fourier Transformation) 分析以说明混沌的存在性, 但由于其采用的混沌判别方法存在缺点, 这一研究未获预期结论. Nair 等^[10] 采用相空间重构技术对 San Antonio 高速公路的线圈数据进行混沌分析, 论证了该段高速公路的交通流存在混沌现象.

国内较早开展本领域研究的学者是贺国光、冯蔚东等人^[11-14]. 文献^[13] 对前人相关文献进行系统综述后指出: 目前的研究还只是应用混沌理论来解释交通系统中存在的过去解释不了或者解释不好的现象, 还没有应用混沌理论来解决交通系统的问题, 特别是那些原来解决不了或者解决不好的问题. 这一观点具有深刻的意义. 文献^[14] 利用天津市高架道路的实测数据进行 R/S 分析, 论证了该交通状态具有分形特性, 并得到了该交通时间序列的变化周期, 这是对交通流时间序列长程相关性研究的一次有益尝试.

收稿日期: 2010-11-29

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(10772050, 11002035)

作者简介: 张英莹(1986—), 女, 硕士研究生; 吴 正(1956—), 男, 副教授, 通讯联系人, E-mail: wuzheng@fudan.edu.cn.

其后,商朋见等^[15]对北京玉泉营高速公路连续 18 h 的 1 min 速度数据进行分析后,也指出该交通流存在着多重分形结构.王秋平等^[16]则用西安城市中心区连续 12 h 的 15 min 出、入流量数据,得到分形存在性的同样结论,并且探讨了适合该区域交通诱导和控制的时间长度.这些研究中存在的共同缺点是:样本量偏小,数据来源局限于一城一地,不易进行同一方法下不同道路交通流特性的比较研究.

我们课题组近年来提出了一种基于固定位置录像资料的交通流实测方法^[17-18],测量得到的是车头间距、车速、加速度等各种交通流“跟车”数据组成的大样本时间序列.我们统计研究了数据的平均效应、分布特征以及参数之间的相互关系,结论均与一般交通事实能够吻合^[19-20].本文进一步尝试对这一方法所获的 4 个城市 4 条不同高架或快速道路车头间距数据进行 R/S 分析,研究这些时间序列的长程相关性,并进行横向比较而丰富对这一问题的认识.由于本文测量方法不同于上述文献中各种基于流量的测量方法,除了系统本身的随机性之外,还增加了数据采集过程中测量者选择对象的随机性,所以本文的研究结论将不完全等同于交通流中已有的时间序列分析结果.

1 交通流大样本时间序列的采集和构建

我们采用数码摄像方式,在某一路段的上方,如过街天桥、高层建筑等处,对该路段交通流进行长时间连续拍摄,如图 1 所示.之后,通过视频播放软件将所拍摄的录像转换成逐帧排列的图形文件.采集数据时,首先任意选定一帧图形,通过自行开发的计算机图像辨识软件(在低密度交通条件下)或辅助人工干预手段(在拥挤交通流条件下)确定行驶于同一车道上的相邻两辆车的代表性位置,并计算出两者之间的车头间距.然后,根据事先设定的帧距间隔(本文中常用 20 帧),取出下一帧图形,也通过图像辨识软件或人工干预手段确定这相邻两辆车中后一辆车此时的代表性位置,并计算出这段时间间隔中该车移动的距离.由于距离除以时间就是该车的速度,这样便得到了一组“速度-车头间距”数据对,重复上述过程可以获得大量根据时间先后依次排列的“速度-车头间距”数据对,它们构成了本文研究中的大样本时间序列.

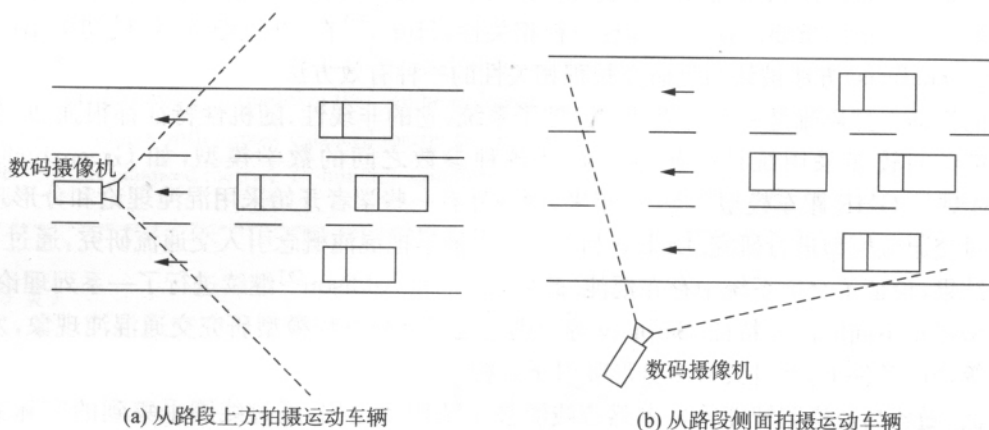


图 1 交通录像拍摄示意图

Fig. 1 Traffic flow recording

首先分析一下这种测量方法的测速误差:设两帧画面之间时间间隔为 t ,行驶距离为 L ,则车速 $V = \frac{L}{t}$.由于录像画面存在远近不同的变形,确定代表性位置时又难免有像素的误差等原因,测得的距离可能是 $L' = L \pm \Delta x$,据此计算得到的车速是 $V' = \frac{L'}{t}$,所以测速误差

$$\epsilon = |V' - V| = \frac{\Delta x}{t}. \quad (1)$$

根据我们的经验,用上述方法测速时 Δx 控制在 0.5 m 以内是完全能够实现的.因此,只要两帧画面之间的时间间隔不小于 0.6 s,就能保证 $\epsilon \leq 3$ km/h,这是交通工程中一般允许的测速误差范围.为了保证测量精度,对于平均速度较低的路段,时间间隔应该适当长一些.

按照上述测量方法,2008 年以来我们先后在北京、西安、上海、郑州这 4 个城市多条高架、快速路段进行了录像拍摄和数据提取工作,构建了一系列交通流大样本时间序列.表 1 给出了本文分析的 4 个时间序列样本的基本情况,其中北京四环和上海延安高架为四车道,西安南二环为三车道,郑州金水路为二车道.由于存在部分画面,其上或者任一车道都不具有二辆以上车辆,或者虽有二辆以上车辆但被其他车辆阻挡无法采集,导致这些画面对应的数据损失.另一方面,郑州金水路车流密度很低,数据采集时完全没有人工干预,同一画面上有时又采集到不止一个数据.所以,表 1 中的时间间隔不等于两帧画面之间的时间间隔,而等于整个这一段录像时间与采集数据量的比值,也就是每两个数据之间的平均时间差.

表 1 交通流时间序列样本数据
Tab. 1 Data of traffic flow time series samples

样本编号	拍摄地点	平均车头间距/m	平均车速/(km/h)	数据量	车头间距均方差/m ²	时间间隔/s
1	北京四环路学院桥西	29.59	40.74	5 608	151.08	1.18
2	西安南二环长安立交	11.78	15.12	10 093	15.17	1.25
3	上海延安高架陝西路西	18.84	43.75	14 158	50.50	0.85
4	郑州金水路高架	38.10	59.83	50 574	410.93	0.46
合计				80 433		

表 2 给出了样本 3 中按车头间距和速度两个维度分组得到的频数分布(用堵塞密度 143 veh/km 无量纲化,表中车头间距 10.37 m,13.33 m,16.47 m,21.54 m,31.11 m 分别对应于无量纲密度值 0.675,0.525,0.425,0.325,0.225)以及每一车头间距分组中的平均速度.可以看到,按车头间距大小区分的每一组数据(即表中每一行)都有一个频数的峰值,并且几乎在所有分组中频数从峰值向两侧都是单调下降的,因此可以假设按车头间距分组得到的车速这一随机变量服从正态分布.同时,随着车头间距的增大,对应的平均车速也在增大,这一特征刻画了交通流的基本性质:路段上车辆越稀少,交通服务水平越高,则平均车速就越快.这些结论能够说明样本 3 的车头间距和速度数据符合实际交通流特征,或者说它是有效的.对其他样本也可以做类似分析,结论都是相似的.

表 2 样本 3 的实测频数表及平均速度分布
Tab. 2 Measured frequency and averaged velocity distribution of sample 3

车头间距/m	速度/(km/h)							频数合计	平均速度/(km/h)
	<10	10~20	20~30	30~40	40~50	50~60	≥60		
<10.37	95	215	172	184	134	26	4	830	26.67
10.37~13.33	30	145	351	659	751	219	40	2 195	37.54
13.33~16.47	29	63	201	758	1 234	596	117	2 998	42.87
16.47~21.54	15	51	159	767	1 890	1 122	259	4 263	45.87
21.54~31.11	7	20	84	355	1 234	1 007	311	3 018	48.50
≥31.11	9	3	15	50	295	295	187	854	51.97
频数合计	185	497	982	2 773	5 538	3 265	918	14 158	

本文以下对交通流时间序列进行非线性统计分析时,首先都对实测数据作了局部平均处理,也就是将每 5 个或 10 个连续的实测数据计算一个平均值,把它作为时间序列的一个点,这样能够减少个别数据偏差导致的结论失真.另外,对不同的平均化处理(5 个和 10 个)的结果也进行了必要的比较.

2 R/S 分析方法及其计算结果

Hurst^[2]提出的 R/S 分析方法是一种区分随机和非随机系统、判断趋势持久性、确定数据循环周期的工具.通过该方法可以得到 Hurst 指数、V-统计量和平均循环长度等非线性统计指标,先将这些指标的含

义简要叙述如下.

Hurst 通过大量的实证研究发现:

$$(R/S)_n = Cn^H, \quad (2)$$

其中: R/S 为重标极差; n 为时间增量区间长度; C 为常数; H 则称为 Hurst 指数.

Hurst 指数可以衡量一个时间序列的统计相关性: $H=0.5$, 表示该时间序列具有白噪声, 为一个标准随机游走的独立过程; $0.5 < H < 1$, 表示该时间序列具有黑噪声, 存在状态持续性, 是个持久的或趋势增强的序列, H 越接近 1, 相关性越强, 趋势越明显; $0 < H < 0.5$, 表示该时间序列具有红噪声, 存在逆状态持续性, 将以比随机过程更高的频率翻转自身, 这种反持续性随着 H 接近于 0 而逐渐增强; $H=1$, 表示线性关系, 系统各部分之间完全相关.

图 2 以样本 1 (北京四环, 每 5 个数据进行一次平均) 的车头间距为例, 画出了对数坐标下按公式(2)计算的结果. 这是一个 1 120 点的时间序列, 横坐标变化范围稍大于 3. 从图 2 中可以看到, 数据点的拟合直线斜率等于 0.887 8, 这也就是这一序列的 Hurst 指数, 说明这是一个存在状态持续性的序列.

只要 $H \neq 0.5$, 时间序列就存在“记忆”效应, 而这种效应是随时间衰减的. 平均循环周期就是用来度量序列消除相关性的能力的指标, 通过平均循环周期可以估算系统初始信息完全丢失的时间长度. 如果说 Hurst 指数是一个刻画时间序列长程相关性的定性指标, 那么平均循环周期则是刻画长程相关性的定量指标.

为了确定平均循环周期, 本文参考经济、金融工程中 R/S 分析的做法^[21], 引进另一个参数: V -统计量. V -统计量定义为

$$V_n = (R/S)_n / \sqrt{n}. \quad (3)$$

由前所述, 在 $H \neq 0.5$ 时, 时间序列具有长期记忆性. 在一般情况下, 这种记忆性是有界限的, 也就是说当 n 在一定范围内, 拟合数据得到的是一段 $H \neq 0.5$ 的直线. 当超过界限时, 时间序列的记忆效应将消失, 这个界限也就是统计意义上的平均循环周期. 在(3)式两边取对数并用(2)式代入后得

$$\lg(V_n) = \lg((R/S)_n) - (1/2)\lg n = \lg C + (H - 1/2)\lg n. \quad (4)$$

由(4)式确定的拟合直线的转折点对应的 n 值就是平均循环周期.

图 3 仍以样本 1 为例, 由公式(4)计算得到的拟合直线分为两段, 其斜率分别为 0.414 4 和 $-0.075 7$, 转折点位置是 $\lg n = 2.787$, 对应的 n 值是 612. 由于该序列各点之间的时间间隔为 $1.18 \times 5 = 5.9$ s, 所以 $n=612$ 对应的的时间长度为 3 610.8 s, 即可以认为在样本 1 的车头间距时间序列中, 某时刻数据对后续数据影响的时间跨度约为 1 h.

根据类似方法, 表 3 列出了表 1 中 4 个样本的车头间距时间序列相应的计算结果. 表 3 中“平均后数据量”指的是按相邻 5 个或 10 个数据平均以后得到新序列的长度, 括号内的数字是平均时采用的数据长度, 即多少个数据一平均. “平均数据周期”则表示 V -统计量转折点对应的 n 值, 该周期描述的是数

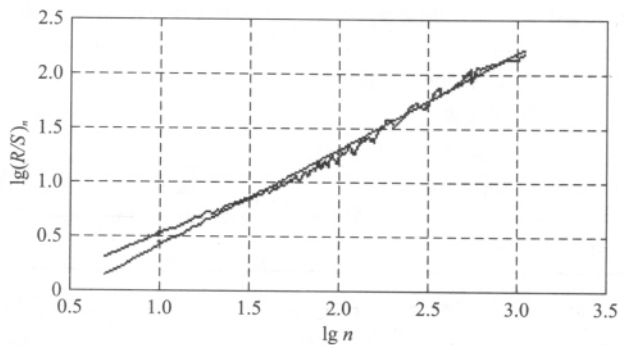


图 2 Hurst 指数计算

Fig. 2 Calculation of Hurst exponent

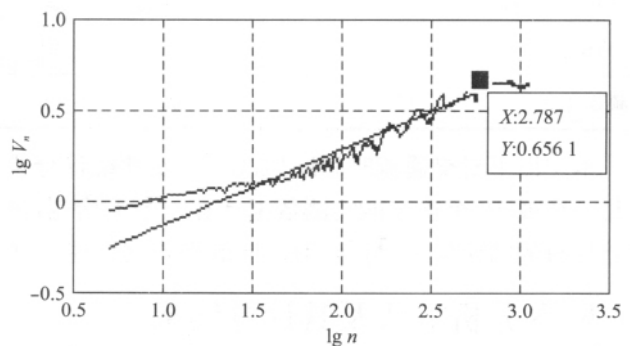


图 3 V -统计量计算

Fig. 3 Calculation of V -statistics

据长度,而不是实际时间意义上的周期.将这个平均数据周期乘以每个数据的时间间隔以及平均时采用的数据长度之后,可得到实际时间意义上的平均循环周期.

表3 车头间距时间序列计算结果
Tab.3 Calculated results of headway time series

样本	平均后数据量	非线性统计数据			
		Hurst 指数	平均数据周期	时间间隔/s	平均循环周期/s
1	560(10)	0.890 9	306	1.18	3 611
	1 120(5)	0.887 8	612	1.18	3 611
2	1 009(10)	0.906 0	581	1.25	7 263
	2 018(5)	0.907 5	1 169	1.25	7 306
3	1 415(10)	0.829 9	706	0.85	6 001
	2 830(5)	0.824 6	1 413	0.85	6 005
4	5 057(10)	0.753 4	1 406	0.46	6 468
	10 114(5)	0.752 3	2 812	0.46	6 468

3 实证研究结果

根据表3,可以得到以下几个结论.

(1) 不同的平均长度对R/S分析结果的影响.对样本1至4都进行了5个数据平均一次和10个数据平均一次两种方法的对照.结果发现不同的平均长度对于Hurst指数和平均循环周期基本没有影响(相对变化均在2%以下).这说明Hurst指数和平均循环周期的计算结果较为客观,对本文中这种“既包含系统本身的随机性、又包含数据采集过程中测量者选择对象的随机性”的时间序列,这两个指标表现出良好的稳定性,受序列采集过程中人为因素影响较小.换言之,本文采用的构造时间序列的方法能够体现出交通流数据的内在规律.

(2) 4个样本的Hurst指数都在(0.5, 1)范围内,表明本文方法构造的车头间距时间序列具有长程相关性,或者说具有分形的特征,是持久的或趋势增强的序列.在一段周期内,序列中过去数据与将来数据正相关,如果车头间距过去都是增大的,那么在平均意义下,车头间距在未来也是增大的.Hurst指数越大,这种正相关性越强,趋势也越明显.

(3) 对4个样本进行横向比较,发现Hurst指数从大到小依次为样本2(西安长安立交),样本1(北京四环),样本3(上海延安高架),样本4(郑州金水路).这个次序与表1中的平均车速排列次序正好相反,说明路段越拥挤,同步流特征越明显,数据离散性越低,则状态持续性越强,或者说时间序列中过去数据与将来数据之间的正相关也越显著.

(4) 平均循环周期的实际意义是系统初始信息完全丢失的时间长度.在4个样本中,平均循环周期从大到小依次为样本2(2 h多一点),样本4(108 min),样本3(100 min),样本1(1 h).这个次序与Hurst指数并不相同,说明这两个指标虽然都反映了时间序列的长程相关性,但侧重点有区别:Hurst指数主要表征一段周期内状态持续的强弱程度,平均循环周期则主要表征这段周期的长短.

(5) 在交通工程中,短时交通流诱导的特征时间一般为5 min^[14],本文得到的平均循环周期显著大于它.说明本文方法构造的车头间距时间序列不仅能够在该时间周期内为短时交通流预报和诱导提供依据,而且有可能适用于在一段较长的时间范围进行预报和诱导.

将4个样本中的车头间距时间序列换成车速时间序列,可以得到与此一致的结论,本文不再重复讨论.

4 结语与展望

本文基于实际交通录像的测量方法,实现了大样本交通流参数随机时间序列的构建,得到上海、北

京、西安、郑州 4 个城市 8 万多条实测数据构成的 4 个交通流时间序列样本. 这 4 个样本数据除了系统本身的随机性之外, 还包括了测量者选择对象的随机性.

研究发现: Hurst 指数和平均循环周期的计算结果较为客观, 受序列采集过程中人为因素影响较小, 两者虽然都反映了时间序列的长程相关性, 但侧重点有区别; 本文方法构造的交通流时间序列具有长程相关性, 存在趋势的正相关特征, 路段越拥挤, 同步流特征越明显, 数据离散性越低, 则状态持续性越强; 在取样时间为 2 h 到 6.5 h 的 4 个样本中, 平均循环周期为 1~2 h, 在该时间周期内能够为短时交通流预报和诱导提供依据, 而且有可能适用于较长时间范围的预报和诱导.

非线性时间序列分析方法已经在数学、物理、化学、生物、经济、社会等各个领域得到应用, 它也能够交通流这样一个强非线性的自驱动系统中获得进展, 而这依赖于建立、改进、完善大样本数据采集方式. 我们在研究过程中, 同时也建立了基于交通录像资料的密度、流量、加速度等多种其他时间序列, 它们将成为进一步研究的基础.

参考文献:

- [1] Mandelbrot B B. Intermittent turbulence in self similar cascades; divergence of high moments and dimension of the carrier [J]. *Journal of Fluid Mechanics*, 1974, **62**(3): 331-358.
- [2] Hurst H E. Long-term storage capacity of reservoirs [J]. *Transactions of the American Society of Civil Engineers*, 1951, **116**: 770-808.
- [3] Greenshields B D. A study of highway capacity [J]. *Highway Res Board Proc*, 1934, **14**: 448-477.
- [4] Greenberg H. An analysis of traffic flow [J]. *Ops Res*, 1959, **7**(1): 79-85.
- [5] Gazis D C, Herman R, Rothery R W. Non-linear follow-the-leader models of traffic flow [J]. *Ops Res*, 1961, **9**(4): 545-567.
- [6] Disbro J E, Frame M. Traffic flow theory and chaotic behavior [J]. *Transportation Research Record*, 1989, **1225**: 109-115.
- [7] Low D J, Addison P S. A nonlinear temporal headway model of traffic dynamics [J]. *Nonlinear Dynamics*, 1998, **16**: 127-151.
- [8] Dendrinos D S. Traffic-flow dynamics; a search for chaos [J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 1994, **4**(4): 605-617.
- [9] Safonov L A, Torner E, Strygin V V, et al. Delay-induced chaos with multi-fractal attractor in a traffic flow model [J]. *Europhysics Letters*, 2002, **57**(2): 151-157.
- [10] Nair A S, Liu J C, Rilett L R, et al. Non-linear analysis of traffic flow [C]//IEEE ITS Conference Proceeding. Oakland: IEEE Press, 2001: 681-685.
- [11] 冯蔚东. 基于自组织理论的交通流及其管控研究[D]. 天津大学 管理科学与工程系, 1998.
- [12] 贺国光, 马寿峰, 冯蔚东. 对交通流分形问题的初步研究[J]. *中国公路学报*, 2002, **15**(4): 82-85.
- [13] 王东山, 贺国光. 交通混沌研究综述与展望[J]. *土木工程学报*, 2003, **36**(1): 69-74.
- [14] 贺国光, 冯蔚东. 基于 R/S 分析研究交通流的长程相关性[J]. *系统工程学报*, 2004, **19**(2): 166-169.
- [15] Shang P J, Shen J S. Multi-fractal analysis of highway traffic data [J]. *Chin Phys*, 2007, **16**(2): 365-373.
- [16] 王秋平, 张琦. 城市中心区交通量时间序列的分形特征[J]. *西安建筑科技大学学报*, 2008, **40**(1): 101-107.
- [17] 吴正, 朱辉, 贾楠. 基于快速路交通录像的交通流模型参数测量方法研究[J]. *复旦学报: 自然科学版*, 2008, **47**(2): 147-152.
- [18] 吴正, 郭明昱, 郑贤清, 等. 大城市高架路实测数据分析与交通流模型研究[J]. *力学学报*, 2010, **42**(4): 789-797.
- [19] 林展熙, 吴正, 杨朝晖, 等. 基于上海延安高架录像资料的交通流实测研究[J]. *水动力学研究与进展*, 2010, **A25**(5): 683-693.
- [20] 林展熙, 郭明昱, 郑贤清, 等. 基于实测数据的交通流模型比较研究[J]. *力学学报*, 2010, **42**(5): 848-855.
- [21] Peters E E. Fractal market analysis; applying chaos theory to investment and economics [M]. New York: Wiley, 1994.

(下转第 779 页)

可以直接在 CATIA 中进行运动展开,缝道参数也可以方便地进行修改,这为增升装置寻求一个最优位置提供了极其方便的方法。

参考文献:

- [1] 马伟,张海英,雷贤卿,等. CATIA V5 曲面造型及逆向设计[M]. 北京: 科学出版社,2009.
- [2] 孙中涛. CATIA 曲面造型技术在小型无人机设计中的应用[J]. 工程图学报,2007(1): 15.
- [3] Rudolph P. High-lift systems on commercial subsonic airliners [R]//NASA-CR 4746, 1996. California: NASA Ames Research Center,1996.
- [4] 张锡金,马文彪,李陆豫,等. 飞机设计手册(第六册)[M]. 北京: 航空工业出版社,2002.
- [5] 施法中. 计算机辅助几何设计与非均匀有理 B 样条[M]. 北京: 高等教育出版社,2001.

The Application of Surface Modeling Technology with CATIA in High-Lift-Device Design of Commercial Subsonic Airliners

CAI Jin-yang, SUN Gang, XU Kang-le

(Department of Mechanics and Engineering Science, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: The surface modeling function of CATIA is applied to the high-lift-device design of commercial subsonic airliners. The high quality digital surface of the high-lift-device is established. The landing or take-off configuration can be deployed simply by using CATIA. CATIA provides a rapid and effective method for gap parameters optimization. The CFD calculation model can be completed quickly by CATIA. The aerodynamic results show that CATIA provides a good method for the high-lift-device design of commercial subsonic airliners.

Keywords: CATIA; surface modeling; smooth blending; high-lift-device; gap parameter

(上接第 772 页)

Time Series Analysis for the Measured Data of Traffic Flow

ZHANG Ying-ying, WU Zheng, GUO Ming-min

(Department of Mechanics and Engineering Science, Fudan University, Shanghai 200433, China)

Abstract: A method is proposed to establish the time series based on the large samples of traffic flow parameters such as velocity, headway, etc. Four time series amounted to over 80 000 data in total are established from the actual traffic video recordings, and the fractal indexes of them are calculated and analyzed. It is found: the Hurst exponents and the average cycle times are more objective, affected less by the human factors in the data collection procedure; the traffic flow demonstrates positively correlated trend, and this trend is increasing with the crowdedness of the road; the established time series can be applied for the short-term or long-term traffic flow prediction and management.

Keywords: time series of traffic flow; data collection; fractal; Hurst exponent; average cycle time