基于多尺度熵的交通流复杂性分析*

向郑涛[1)2)] 陈宇峰[1)†] 李昱瑾[2)] 熊励[2)]

1) (湖北汽车工业学院电气与信息工程学院, 十堰 442002)

2) (上海大学管理学院, 上海 200444)

(2013 年 10 月 14 日收到; 2013 年 11 月 10 日收到修改稿)

交通流演化复杂性的研究有助于深刻理解交通系统的内在演化规律, 为交通流的预测和控制提供理论依据. 多尺度熵方法在生理时间序列和计算机网络流量的分析中得到了广泛的应用. 考虑到交通流中的车辆到达和计算机网络中的分组到达具有类似特性, 本文以刹车灯模型的车头时距为分析对象, 利用多尺度熵方法来分析交通流演化的复杂性. 分析结果表明: 1) 车头时距的复杂性随着时间尺度的增加而降低, 反映了交通流的短时间难预测性; 2) 当时间尺度较小时, 车头时距复杂性在自由流时和同步流时差异不大, 但是, 随着时间尺度的增加, 自由流时车头时距的熵值迅速下降, 而同步流时车头时距的熵值下降较慢. 这一特性对于识别自由流中是否产生了同步流有非常重要的参考价值. 本文的研究可以为揭示交通流演化的复杂性提供新的思路和方法.

关键词: 交通流, 复杂性分析, 多尺度熵, 车头时距

PACS: 89.40.Bb, 89.20.–a, 02.60.Cb **DOI:** 10.7498/aps.63.038903

1 引 言

交通流主要由道路、车辆、人员以及环境四大部分组成, 它们之间相互作用, 使得交通系统成为一个巨复杂系统. 在文献 [1] 给出的德国高速公路 A43 上测得的流量-密度关系图中, 拥挤流区域的流量和密度之间呈现复杂的非线性关系, 数据点分布在一个大的二维区域, 很难用确定的函数关系来描述. 对于交通流演化复杂特性的研究, 主要有定性和定量两种方法. 其中, 时空图方法形象地给出了交通流演化的时空特性, 属于定性方法. 但是, 对于交通流这个巨复杂系统来说, 仅进行定性分析还不足以深刻认识其本质特征. 定量度量交通流演化的复杂程度, 可以对比不同状态下的交通流复杂性. 同时, 对于各类交通流模型, 可以精确分析各个参数对交通流复杂性的影响程度. 因此, 交通流复杂性的定量度量具有十分重要的意义: 不仅有助于深刻理解交通系统的内在演化规律; 同时, 按照交通系统所具有的复杂性特征来进行预测和控制, 具有潜在的实际应用前景.

为了定量描述交通流的复杂性, 人们基于分形、混沌和熵等多种复杂性特性, 对交通流的复杂性进行了分析.

在基于分形的交通流复杂性研究方面, 贺国光等 [2] 对采集自天津市的交通流时间序列计算分形维数, 说明交通流存在分形特性, 具有自相似性和可预测性. 裴玉龙等 [3] 研究了北京市和沈阳市两组快速路交通流、上海市高架路段的两组快速路交通流的分形特性, 发现在同步流和自由流两种状态下, 都具有分形和混沌特性. Meng 等 [4] 对采集自美国德克萨斯州高速公路的实际交通流数据进行了分析, 通过计算 Hurst 指数说明在中度到重度流量条件下, 车辆到达数据具有自相似性.

在基于混沌的交通流复杂性研究方面, Nair 等 [5] 对采集自美国圣安东尼奥市高速公路的实际

* 国家高技术研究发展计划 (863 计划) (批准号: 2012AA101701)、湖北省自然科学基金重点项目 (批准号: 2013CFA054) 和上海市哲学社会科学规划 (批准号: 2011BTQ001) 资助的课题.

† 通讯作者. E-mail: chenyf_dy@huat.edu.cn

交通流数据研究了Lyapunov 指数与混沌现象之间的关系. Li等[6]基于NS模型生成的交通流序列, 在重构的相空间中计算了其规则吸引子和混沌吸引子. Lan等[7]利用最大Lyapunov指数来研究实测高速公路交通流数据的非线性特性, 并采用关联维数来进一步分析交通流状态轨迹是否呈现混沌运动. Krese和Govekar[8]分析了采集自高速公路检查站和Ljubljana城市环形道路的交通流数据, 说明这些交通流具有混沌特性, 此外, 通过计算Lyapunov谱, 说明高速公路交通流和环形道路交通流的流量动态特性差异很大.

在基于熵的交通流复杂性研究方面, 2008年, Karmakar等[9]利用最大熵对采集自印度孟加拉邦的交通流数据进行分析, 说明在某些车辆密度范围, 流量是不稳定的. 2009年, 张勇等[10]以北京市西直门城市道路采集的车辆速度为研究对象, 利用算法复杂度和近似熵分析其复杂度, 说明二者分析结果一致, 均能较好地分析交通流的复杂性. 2009年, Yu等[11]利用近似熵和统计复杂度研究了基于NS模型的混合交通流模型的混沌特性, 当慢速车和快速车比例不同时, 随着二者数量差别的增大, 交通流越来越复杂, 混沌现象越来越严重, 并且出现冲突的可能性越大. 2012年, Liao等[12]采用Complexity-entropy方法、R/S方法和DFA方法分别分析了北京的交通拥堵指数(TCI), 说明Complexity-entropy方法能更好地区分交通流状态.

2002年, Costa等提出可预测性也是复杂性的一个重要特性, 并且基于样本熵提出多尺度熵(Multiscale Entropy, MSE)[13,14]的概念, 用于分析生理时间序列在不同时间尺度的复杂性. 近年来, 多尺度熵在计算机网络流量的分析中也得到了广泛的应用[15−17]. 从微观角度来看, 交通流中的车辆到达和计算机网络中的分组到达具有类似特性, 因此, 多尺度熵方法是否可以应用于交通流的复杂性分析, 这是一个值得研究的问题. 2013年, Wang等[18]采用多尺度熵方法分析了北京的交通拥堵指数(TCI)序列的复杂性, 分析结果表明: 周末和工作日TCI序列的复杂性不同. 在该文献中, TCI样本每隔15 min 采集一次, 属于交通流的宏观时间序列. 为了从微观角度来分析交通流的复杂性, 本文以刹车灯模型为例, 采样生成微观的车头时距时间序列, 结合时空图的定性方法和多尺度熵的定量方法来分析交通流演化的复杂性, 为揭示交通流演化的复杂性提供新的思路和方法.

2 相关研究

2.1 多尺度熵

多尺度熵用于描述时间序列在多个时间尺度上的复杂性, 它的基础是样本熵, 而样本熵可以看作是近似熵的改进, 所以, 本小节首先介绍一下近似熵.

在近似熵的定义中, 设原始时间序列为$\{u(i),\ i=1,2,\cdots,N\}$, m为模式维数, r为相似容限. 通过以下步骤计算相应的近似熵值[19].

首先, 根据原始时间序列构造m维矢量:

$$X(i)=[u(i),u(i+1),\cdots,u(i+m-1)],\quad (i=1,2,\cdots,N-m+1) \tag{1}$$

对每个i值, 计算$X(i)$与所有$X(j)$ $(j=1,2,\cdots,N-m+1)$之间的距离

$$d[X(i),X(j)] = \max_{k=0\sim m-1}|u(i+k)-u(j+k)|. \tag{2}$$

对每个i值, 统计$d[X(i),X(j)]<r$的数目与总矢量数目$N-m+1$的比值

$$C_i^m(r)=\frac{1}{N-m+1}\mathrm{num}\{d[X(i),X(j)]<r\},\quad (j=1,2,\cdots,N-m+1) \tag{3}$$

计算$\varPhi^m(r)$:

$$\varPhi^m(r)=\frac{1}{N-m+1}\sum_{i=1}^{N-m+1}\ln C_i^m(r). \tag{4}$$

将维数m加1, 变成$m+1$, 重复以上过程, 计算出$\varPhi^{m+1}(r)$, 从而得到此序列的近似熵

$$\mathrm{ApEn}(m,r)=\lim_{N\to\infty}(\varPhi^m(r)-\varPhi^{m+1}(r)). \tag{5}$$

在实际计算中, 对于有限序列长度N, 采用以下公式来近似计算近似熵值

$$\mathrm{ApEn}(m,r,N)=\varPhi^m(r)-\varPhi^{m+1}(r). \tag{6}$$

对于参数m和r的取值, 一般情况下, 取$m=2$, $r=0.1$—0.25 SD (SD为原始时间序列的标准差). 在这种取值下, $\mathrm{ApEn}(m,r,N)$的值对序列长度N的依赖度最小.

在近似熵的计算过程中, (3)式中$C_i^m(r)$的计算包含对自身数据的比较, 这种做法会带来一定的误差. 为了降低近似熵的误差, Richman等提出样本熵[20]的概念. 在样本熵中, 统计$d[X(i),X(j)]<r$的数目与总矢量数目的比值时去掉对自身数据段比较的统计, 即

$$B_i^m(r)=\frac{1}{N-m}\mathrm{num}\{d[X(i),X(j)]<r\},$$

$$(j = 1, 2, \cdots, N - m + 1,\ j \neq i). \quad (7)$$

然后计算 $B^m(r)$:

$$B^m(r) = \frac{1}{N - m + 1} \sum_{i=1}^{N-m+1} B_i^m(r). \quad (8)$$

将维数 m 加 1, 变成 $m+1$, 重复以上过程, 计算出 $B^{m+1}(r)$, 从而得到相应的样本熵值

$$\begin{aligned} & \mathrm{SampEn}(m, r) \\ = & \lim_{N \to \infty} \left\{ -\ln \left(B^{m+1}(r) / B^m(r) \right) \right\} \end{aligned} \quad (9)$$

在实际计算中, 采用以下公式来近似计算样本熵值

$$\begin{aligned} & \mathrm{SampEn}\,(m, r, N) \\ = & -\ln \left(B^{m+1}(r) / B^m(r) \right). \end{aligned} \quad (10)$$

多尺度熵基于样本熵. 首先, 根据尺度因子 τ 对原始时间序列进行粗粒化变换, 得到新的时间序列

$$y_j^\tau = \frac{1}{\tau} \sum_{i=(j-1)\tau+1}^{j\tau} u(i), \quad (1 \leqslant j \leqslant N/\tau). \quad (11)$$

新时间序列的长度为 N/τ. 对于各个粗粒化时间序列, 计算相应的样本熵 SampEn (m, r, N), 从而得到原始时间序列在各个时间尺度 τ 下的样本熵值. 多尺度熵是样本熵值在多个时间尺度下的集合, 它反映时间序列在多个尺度上的复杂度.

利用多尺度熵, 可以对比两个时间序列的复杂度 [13,14]: 1) 若在绝大多数尺度上, 一个时间序列的熵值高于另外一个时间序列, 则前者的复杂度高; 2) 若熵值随着时间尺度的增大而单调减小, 则表明该时间序列的复杂度随着时间尺度的增加而降低.

2.2 刹车灯模型

在三相交通流中, 同步流是最复杂的. 近年来, 人们从不同的角度对同步流进行了研究 [21−32]. 其中, 刹车灯模型 (Braking Light, BL) 考虑前车的刹车灯状态对后车的影响, 实现了同步流的模拟. 最早的刹车灯模型是 2000 年由 Knospe 等 [29] 提出的. 2003 年, 在 BL 模型的基础上, Jiang 等 [30] 通过引入慢启动规则, 并修改了刹车灯状态改变规则, 提出了 JW 模型. 模拟结果表明: JW 模型不仅能够模拟重同步流, 也能模拟轻同步流. 2009 年, 在 JW 模型的基础上, Tian 等 [31] 修改了 JW 模型中刹车灯状态改变规则的不足, 并考虑了驾驶条件对加速和减速的影响, 提出了 Tian 模型. 2013 年, 作者在 Tian 模型的基础上, 考虑确定性减速对随机慢化的影响, 并改进驾驶行为的建模规则, 提出了相应的改进模型 [32], 该模型的更新规则如下:

1) 加速

$$\begin{aligned} & \text{如果 } ((t_{\mathrm{h}} \geqslant k t_{\mathrm{s}} \text{ 或 } (t_{\mathrm{h}} \geqslant t_{\mathrm{s}},\ \ b_{n+1}(t) = 0)), \\ & \quad v_n(t) > 0), \quad \text{则} \\ & \quad v_n(t+1) = \min(v_n(t) + a_1, v_{\max}); \\ & \text{如果 } ((b_{n+1}(t) = 0 \text{ 或 } t_{\mathrm{h}} \geqslant t_{\mathrm{s}}), \\ & \quad v_n(t) > 0), \quad \text{则} \\ & \quad v_n(t+1) = \min(v_n(t) + a_2, v_{\max}); \\ & \text{如果 } (v_n(t) = 0), \quad \text{则} \\ & \quad v_n(t+1) = \min(v_n(t) + a_3, v_{\max}); \\ & v_n(t+1) = v_n(t), \quad \text{其他.} \end{aligned} \quad (12)$$

$x_n(t)$ 和 $v_n(t)$ 分别表示车辆 n 的位置和速度; $b_n(t)$ 表示车辆 n 的刹车灯状态 (0 表示刹车灯灭, 1 表示刹车灯亮); $t_{\mathrm{h}} = d_n/v_n$ 表示车辆 n 与前车的时间间距, 其中 d_n 表示车辆 n 与前车的间距; $t_s = \min(v_n, h)$ 为车辆 n 的安全时间间距, 参数 h 用来确定刹车灯的影响范围.

2) 确定性减速

$$v_n(t+1) = \min(d_n^{\mathrm{eff}}, v_n(t+1)), \quad (13)$$

$d_n^{\mathrm{eff}} = d_n + \max(v_{\mathrm{anti}} - \mathrm{gap}_{\mathrm{safety}}, 0)$ 表示有效间距, 其中, $v_{\mathrm{anti}} = \min(d_{n+1}, v_{n+1})$ 是前车的期望速度, $\mathrm{gap}_{\mathrm{safety}}$ 是控制参数.

3) 确定随机慢化概率 p 和相应的减速参数 Δv:

$$\begin{aligned} & p(v_n(t), b_{n+1}(t), t_{\mathrm{h}}, t_{\mathrm{s}}, t_{\mathrm{st}}) \\ = & \begin{cases} \alpha p_{\mathrm{b}}, & b_{n+1}(t) = 1, \quad t_{\mathrm{h}} < t_{\mathrm{s}}, \\ p_0, & v_n(t) = 0, \quad t_{\mathrm{st}} \geqslant t_{\mathrm{c}}, \\ \alpha p_{\mathrm{d}}, & \text{其他,} \end{cases} \end{aligned} \quad (14)$$

$$\begin{aligned} & \Delta v(v_n(t), b_{n+1}(t), t_{\mathrm{h}}, t_{\mathrm{s}}, t_{\mathrm{st}}) \\ = & \begin{cases} \lceil \beta d_1 \rceil, & b_{n+1} = 1, \quad t_{\mathrm{h}} < t_{\mathrm{s}} \\ d_2, & v_n = 0, \quad t_{\mathrm{st}} \geqslant t_{\mathrm{c}}, \\ \lceil \beta d_3 \rceil, & \text{其他,} \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

其中,

$$\begin{aligned} & \alpha(v_n(t), v_n(t+1)) \\ = & \begin{cases} \alpha_1, & v_n(t+1) < v_n(t), \\ \alpha_2, & \text{其他,} \end{cases} \end{aligned} \quad (16)$$

$$\beta(v_n(t), v_n(t+1))$$

$$= \begin{cases} \beta_1, & v_n(t+1) < v_n(t), \\ \beta_2, & \text{其他}. \end{cases} \tag{17}$$

上式中, $t_{\rm st}$ 表示车辆的停止时间. 刚停止车辆的驾驶员仍十分敏感, 当 $t_{\rm st}$ 超过 $t_{\rm c}$ 时, 驾驶员的敏感程度才会下降. 通过 $t_{\rm st}$ 和 $t_{\rm c}$ 的比较, 实现了慢启动规则.

4) 随机慢化

如果 $(\mathrm{rand}(\ ) < p)$, 则

$$v_n(t+1) = \max(v_n(t+1) - \Delta v, 0). \tag{18}$$

5) 确定刹车灯状态 $b_n(t+1)$

$$\begin{cases} \text{如果 } (v_n(t+1) < v_n(t)), \text{ 则 } b_n(t+1) = 1, \\ \text{如果 } (v_n(t+1) \geqslant v_n(t)), \text{ 则 } b_n(t+1) = 0. \end{cases} \tag{19}$$

6) 确定 $t_{\rm st}$

$$\begin{cases} \text{如果 } (v_n(t+1) = 0), \text{ 则 } t_{\rm st} = t_{\rm st} + 1, \\ \text{如果 } (v_n(t+1) > 0), \text{ 则 } t_{\rm st} = 0, \end{cases} \tag{20}$$

7) 车辆运动

$$x_n(t+1) = x_n(t) + v_n(t+1). \tag{21}$$

在上述规则中, 相应的参数设置为 $k = 2$, $\alpha_1 = 0.5$, $\alpha_2 = 1$, $\beta_1 = 0.5$, $\beta_2 = 1$. 其他参数与 Tian 模型相同, 具体设置为 $v_{\max} = 20$, $p_{\rm b} = 0.94$, $p_0 = 0.5$, $p_{\rm d} = 0.1$, $h = 7$, $\mathrm{gap}_{\rm safety} = 7$, $d_1 = 2$, $d_2 = 1$, $d_3 = 1$, $a_1 = 3$, $a_2 = 2$, $a_3 = 1$. 每个元胞的长度为 1.5 m, 每辆车的长度为 7.5 m, 所以每辆车占据 5 个元胞.

3 模拟结果及分析

3.1 交通流状态与车头时距复杂性关系假设

文献 [32] 采用周期型边界条件, 给出了改进模型的基本图. 对于初始均匀分布, 改进刹车灯模型不同密度下的交通流状态为:

1) 当 $\rho < m_1$ ($m_1 = 0.04$) 时, 车辆的速度非常接近 $v_{\max}$, 交通流的稳定状态为自由流, 速度稍小于 $v_{\max}$ 的原因在于随机慢化的影响.

2) 当 $m_1 < \rho < m_2$ ($m_2 = 0.27$) 时, 交通流的稳定状态为自由流和同步流共存的状态.

3) 当 $m_2 < \rho < m_3$ ($m_3 = 0.56$) 时, 交通流的稳定状态可能为同步流, 也可能为宽运动堵塞、自由流和同步流共存的状态.

4) 当 $\rho > m_3$ 时, 交通流的稳定状态为宽运动堵塞、自由流和同步流共存的状态.

对于交通流的三种状态: 自由流、同步流 (包括轻同步流和重同步流) 和宽运动堵塞, 从时空图可以很直观地进行判别 [32]. 在生成时空图时, 需要每个时步道路上所有车辆的速度和位置信息, 这些信息在模拟过程中很容易得到, 但是, 在实际交通信息的采集中却很困难. 在实际应用中, 感应线圈是常用的交通信息采集技术 [33,34], 通过这种方法能够采集到达道路上某点车辆的时间, 从而生成通过采集点的车头时距时间序列.

基于车头时距时间序列, 可以采用流量中断效应 [33,34] 来识别宽运动堵塞的产生: 若车头时距时间序列中存在大样本, 则表明交通流中产生了宽运动堵塞. 其原因在于: 当宽运动堵塞的上游界面运动到采样点时, 由于采样点处于宽运动堵塞区的内部, 没有车辆经过采样点, 使得采样点检测不到车辆的到达; 直到宽运动堵塞的下游界面运动到检测点时, 采样点才检测到下一个车辆的离开, 从而产生一个新的车头时距, 显然, 这个新采样的车头时距会非常大.

对于交通流的另外两种状态: 自由流和同步流, 它们车头时距的复杂程度如何? 从直观上, 我们可以得出以下假设:

1) 由于同步流车辆之间的相互作用要比自由流强, 因此, 同步流的车头时距应该更复杂.

2) 同步流时, 随着车辆密度的增加, 车辆之间的相互作用逐渐增强, 因此, 低密度下轻同步流的车头时距应该比高密度下重同步流更复杂.

3.2 车头时距时间序列数据

为了验证以上假设, 本文利用上述改进刹车灯模型, 采样生成不同密度下的车头时距时间序列, 计算相应的多尺度熵, 从而分析相应的复杂性. 模拟环境采用周期型边界条件, 道路长度 $L = 10000$, 车辆初始分布为均匀分布, 采样密度 $\rho = 0.03$, 0.05, 0.1, 0.2, 0.3, 0.45. 采样方法为: 取道路最左边的元胞为采样点, 从 50001 时步开始采样, 连续采样 50000 个样本.

图 1 为不同密度下的车头时距采样数据, 由于采样的样本数较多, 图中只列出了 1000 个样本数据. 需要说明的是, 当密度 $\rho > m_2$ 时, 对于均匀初始分布, 交通流可能演化为同步流, 也可能演化成宽运动堵塞、自由流和同步流共存的状态. 本节采用的样本是演化成同步流的样本.

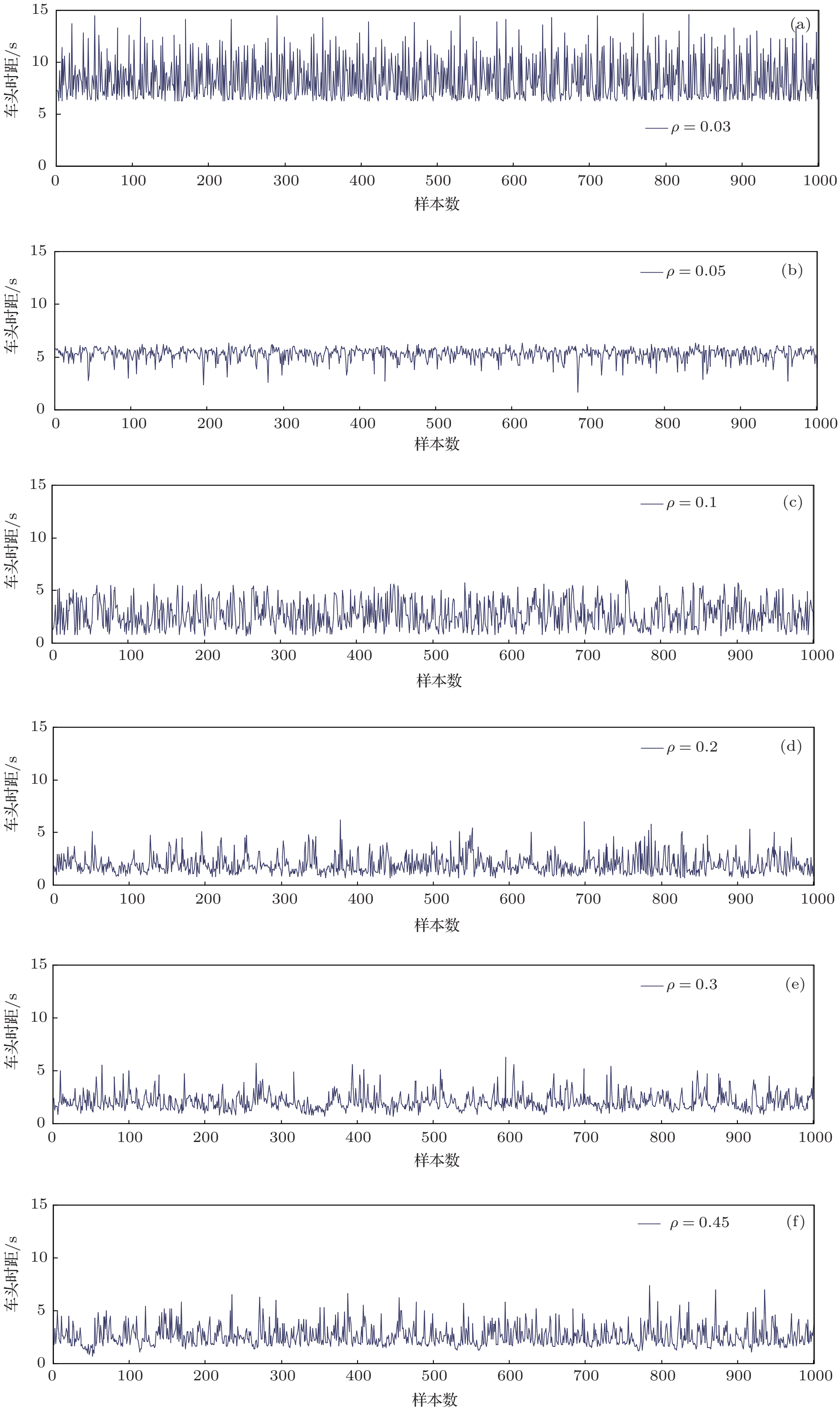

图 1 车头时距采样数据 (a) $\rho = 0.03$, (b) $\rho = 0.05$, (c) $\rho = 0.1$, (d) $\rho = 0.2$, (e) $\rho = 0.3$, (f) $\rho = 0.45$

对于图1所示的在道路上某点采样的车头时距数据, 从直观上来看: 在小时间尺度, 各个密度下的车头时距没有规律性; 在大时间尺度, 当密度较低时, 车头时距有一定的规律性, 随着密度的增加, 规律性大大减弱.

3.3 交通流状态与车头时距复杂性关系分析

对于上述六种采样密度, 其中, 密度为0.03时为自由流, 密度为0.05、0.1和0.2时为轻同步流, 密度为0.3和0.45时为重同步流, 相应的时空图见图2. 在图3中, 给出了不同密度下车头时距的多尺度熵对比.

结合图2和图3, 可以得出以下结论:

1) 在自由流状态($\rho = 0.03$), 当时间尺度较小时, 车头时距的熵值较大, 随着时间尺度的增加, 车头时距的熵值迅速下降. 这表明: 自由流时, 车头时距在小时间尺度上复杂度较高; 随着时间尺度的增加, 其复杂度降低. 其原因在于: 自由流状态时, 整个道路上各处密度都很小, 使得车辆之间的相互作用很小, 车辆基本上都能以最大速度$v_{\max}$行驶, 从而使得演化过程中, 对于某辆车来说, 它与前车的间距基本保持不变. 正是这种车辆间距的相对稳定性, 使得采样点采样的车头时距在大时间尺度上复杂度较小. 另外, 虽然车辆初始分布为均匀分布, 但是, 随着演化的进行, 由于随机慢化的作用, 车辆的均匀分布消失了, 从而使得各个车辆与前车的间距并不相同, 也没有一定的规律, 如图2(a)所示. 因此, 在某一时步, 这种车头时距的复杂性导致了采样点采样的车头时距在小时间尺度上复杂度较大.

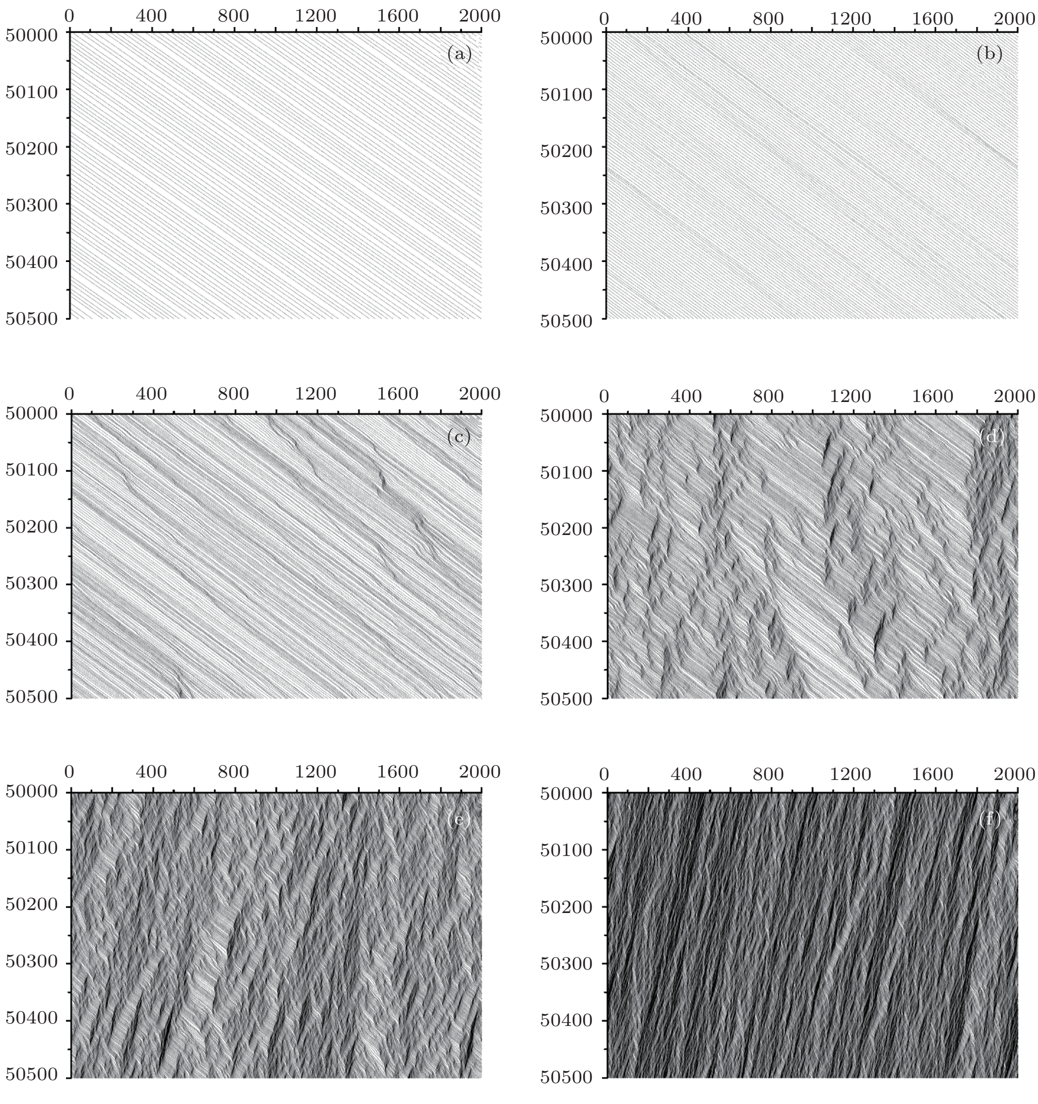

图2 改进刹车灯模型的时空图 (图中横坐标表示道路位置, 车辆从左向右行驶, 单位是车的长度; 纵坐标表示时步, 单位是s) (a) $\rho = 0.03$, (b) $\rho = 0.05$, (c) $\rho = 0.1$, (d) $\rho = 0.2$, (e) $\rho = 0.3$, (f) $\rho = 0.45$

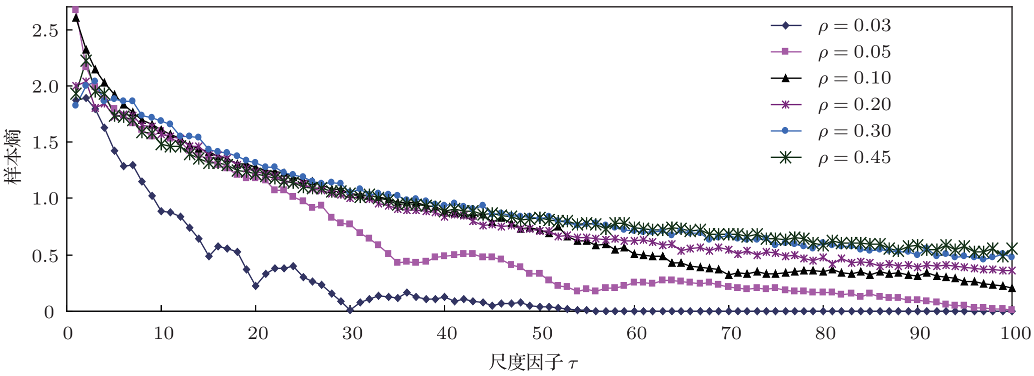

图 3　改进刹车灯模型在不同密度下车头时距的多尺度熵结果

2) 当道路上刚刚出现同步流 ($\rho = 0.05$) 时, 车头时距的复杂性比自由流时的复杂性大大增加. 从图 3 中可以看出, 密度 $\rho = 0.05$ ($m_1 < 0.05$) 时车头时距的熵值在绝大部分时间尺度上要远远大于密度 $\rho = 0.03$ 时的熵值. 这表明: 同步流的产生对车头时距复杂性的影响很大. 其原因在于: 此时交通流为自由流和同步流并存, 整个道路由自由流区域和同步流区域间隔组成, 自由流区域和同步流区域的车头时距模式是不一样的. 如 1) 中所述, 在自由流区域, 车辆基本上以最大速度 $v_{\max}$ 行驶, 使得车辆之间的间距基本保持不变; 而在同步流区域, 由于车辆之间的相互作用不能被忽视, 使得车辆的速度模式比自由流区域车辆的速度模式更复杂[32], 这种速度模式的复杂性带来了同步流区域中车辆间距的复杂性, 从而使得当道路上刚刚出现同步流时, 车头时距的复杂性就迅速增加, 也就是说, 通过多尺度熵的计算, 可以识别出非常细微的同步流产生: 尽管当时间尺度较小时, 车头时距复杂性在自由流时和同步流时差异不大, 但是, 随着时间尺度的增加, 自由流时车头时距的熵值迅速下降, 并在时间尺度大于 30 时趋于 0; 而同步流时车头时距的熵值下降较慢, 在时间尺度接近 100 时才趋于 0. 这一特性对于识别自由流中是否产生了同步流有非常重要的参考价值.

3) 在轻同步流状态 ($\rho = 0.05, 0.1, 0.2$), 随着密度的增加, 车头时距的复杂性逐渐增加. 其原因在于: 如上所述, 同步流区域内车辆间距的复杂性要高于自由流区域内车辆间距的复杂性, 随着密度的增加, 在轻同步流状态下, 同步流区域的范围逐渐扩大, 自由流区域的范围逐渐缩小, 从而使得车头时距的复杂性随着密度的增加而增加.

4) 在重同步流状态 ($\rho = 0.3$, 0.45), 车头时距的复杂性要大于轻同步流状态下的复杂性, 但各个密度下车头时距的复杂性差别不大. 其原因在于: 当密度增加到一定程度时, 道路上自由流区域变得非常小, 使得道路上基本上都是同步流, 在这种情况下, 车头时距的复杂性主要由同步流产生, 从而使得当密度达到一定程度时, 车头时距的复杂性差别较小.

4　结　论

通过时空图, 能够定性分析交通流演化的复杂特性, 但是, 对于交通流这个巨复杂系统来说, 仅通过定性方法来分析其复杂程度仍不能深刻认识交通流的本质特征, 因此, 对交通流的复杂程度给出一个量化指标是非常重要的. 本文以改进刹车灯模型为例, 采用多尺度熵方法, 定量分析了车头时距在不同时间尺度上的复杂性. 结果表明: 1) 在自由流状态, 车头时距在小时间尺度上复杂度较高; 随着时间尺度的增加, 其复杂度下降较快. 2) 当道路上刚刚出现同步流, 车头时距的复杂性比完全自由流时的复杂性大大增加. 这一特性对于识别自由流中是否产生了同步流有非常重要的参考价值. 3) 在轻同步流状态, 随着密度的增加, 车头时距的复杂性逐渐增加; 在重同步流状态, 车头时距的复杂性要大于轻同步流状态下的复杂性, 但各个密度下车头时距的复杂性差别不大.

参考文献

[1] Nagel K, Wagner P, Woesler R 2003 *Operations Research* **51** 681

[2] He G G, Ma S T, Feng W G 2002 *China Journal of Highway and Transport* **15** 82 (in Chinese) [贺国光, 马寿峰, 冯蔚东 2002 中国公路学报 **15** 82]

[3] Pei W L, Li H P 2006 *Journal of Highway and Transportation Research and Development* **23** 115 (in Chinese) [裴玉龙, 李洪萍 2006 公路交通科技 **23** 115]

[4] Meng Q, Khoo H L 2009 *Journal of Transportation Engineering-ASCE* **135** 864

[5] Nair A S, Liu J C, Rilett L, Gupta S 2001 *Proceeding of International IEEE Intelligent Transportation Systems* Oakland, CA, United states, August 25–29, 2001 p25

[6] Li K P, Gao Z Y 2004 *Modern Physics Letters B* **18** 1395

[7] Lan L W, Sheu J B, Huang Y S 2008 *Transportation Research C* **16** 116

[8] Krese B, Govekar E 2013 *Transportation Research C* **36** 27

[9] Karmakar K, Majumder S K 2008 *Applied Mathematics and Computation* **195** 61

[10] Zhang Y, Guang W 2009 *Journal of Traffic and T ransport ation Engineering* **9** 89 (in Chinese) [张勇, 关伟 2009 交通运输工程学报 **9** 89]

[11] Yu D, Yin X M, Xie J X 2009 *Proceeding of International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation* Zhangjiajie, Hunan, China, April 11–12, 2009 p617

[12] Liao G L, Shang P J 2012 *Fractals* **20** 233

[13] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2002 *Physical Review Letters* **89** 068102

[14] Costa M, Goldberger A L, Peng C K 2005 *Physical Review E* **71** 021906

[15] Petkov V, Rajagopal R, Obraczka K 2013 *ACM Transactions on Modeling and Computer Simulation* **23** 14

[16] Riihijarvi J, Mahonen P, Wellens M 2008 *Proceeding of International Conference on Telecommunications* St. Petersburg, Russia, June 16–19, 2008 p1

[17] Riihijarvi J, Wellens M, Mahonen P 2009 *Proceeding of IEEE International Conference on Computer Communications* Rio de Janeiro, Brazil, 2009 April 19-25 p1107

[18] Wang J, Shang P J, Zhao X J, Xia J N 2013 *International Journal of Modern Physics C* **24** 1350006

[19] Pincus S M 1991 *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America* **88** 297

[20] Richman J S, Moorman J R 2000 *American Journal of Physiology-Heart and Circulatory Physiology* **278** 2039

[21] Jiang R, Wu Q S 2005 *Physical Review E* **72** 067103

[22] Jiang R, Wu Q S 2005 *European Physical Journal B* **46** 581

[23] Gao K, Jiang R, Hu S X, Wang B H, Wu Q S 2007 *Physical Review E* **76** 026105

[24] Jiang R, Hu M B, Jia B, Wang R L, Wu Q S 2007 *Physics Letters A* **35** 6

[25] Chen S D, Zhu L H, Kong L J, Liu M R 2007 *Acta Physica Sinica* **56** 2517 (in Chinese)[陈时东, 朱留华, 孔令江, 刘慕仁 2007 物理学报 **56** 2517]

[26] Zhao B H, Hu M B, Jiang R, Wu Q S 2009 *Chinese Physics Letters* **26** 118902

[27] Sheng P, Zhao S L, Wang J F, Tang P, Gao L 2009 *Chinese Physics B* **18** 3347

[28] Ning H X, Xue Y 2012 *Chinese Physics B* **21** 040506

[29] Knospe W, Santen L, Schadschneider A, Schreckenberg M 2000 *Journal of Physics A* **33** L477

[30] Jiang R, Wu Q S 2003 *Journal of Physics A* **36** 381

[31] Tian J F, Jia B, Li X G, Jiang R, Zhao X M, Gao Z Y 2009 *Physica A* **388** 4827

[32] Xiang Z T, Li Y J, Chen Y F, Xiong L 2013 *Physica A* **392** 5399

[33] Kerner B S 2004 *The Physics of Traffic*, Springer

[34] Kerner B S 2009 *Introduction to Modern Traffic Flow Theory and Control*, Springer

物 理 学 报 Acta Phys. Sin. Vol. 63, No. 3 (2014) 038903

Complexity analysis of traffic flow based on multi-scale entropy*

Xiang Zheng-Tao[1)2)] Chen Yu-Feng[1)†] Li Yu-Jin[2)] Xiong Li[2)]

1) (*School of Electrical and Information Engineering, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442002, China*)

2) (*School of Management, Shanghai University, Shanghai 200444, China*)

(Received 14 October 2013; revised manuscript received 10 November 2013)

Abstract

Research on the complexity of traffic flow evolution is helpful to deeply understand the evolution rule of traffic flow system, which can provide the theoretical foundation for forecasting and controlling traffic flow. Multi-scale entropy (MSE) method is widely used in the analyses of time series of physiology and traffic of computer networks. Considering the similarity between the vehicle arrival in traffic flow system and the packet arrival in computer network, the complexity of the time headway in braking light model is analyzed to show the complexity of traffic flow evolution by using the MSE method. The analysis results show that the complexity of the time headway decreases with the increase of the time scale, which reflects that it is difficulty to predict the traffic flow in a shorttime. In addition, the difference in the complexity of the time headway between the phases of the free flow and synchronized flow is small when the time scale is small. However, with the increase of the time scale, the MSE of the time headway decreases rapidly for free flow, but rather slowly for synchronized flow. Such a difference can be used as a very important reference to distinguish the synchronized flow and the free flow. Research results in this paper can provide new ideas and methods for investigating the complexity of traffic flow evolution.

Keywords: traffic flow, complexity analysis, multi-scale entropy, time headway

PACS: 89.40.Bb, 89.20.–a, 02.60.Cb **DOI:** 10.7498/aps.63.038903

* Project supported by the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No.2012AA101701), the Key Program of the Natural Science Foundation of Hubei Province, China(Grant No. 2013CFA054), and the Shanghai Planning Project of Philosophy and Social Science (Grant No. 2011BTQ001).

† Corresponding author. E-mail: chenyf_dy@huat.edu.cn