

道路交通流状态的多参数融合预测方法*

马庆禄^{1)3)†} 刘卫宁¹⁾³⁾ 孙棣华²⁾

1) (重庆大学计算机学院, 重庆 400044)

2) (重庆大学自动化学院, 重庆 400044)

3) (信息物理社会可信服务计算教育部重点实验室, 重庆 400044)

(2011年12月17日收到; 2012年2月6日收到修改稿)

针对道路交通流普遍存在的混沌特性以及单交通参数不足以全面反映交通流状态的实际情况, 考虑交通动力学系统中多个交通参数之间的关联关系, 提出一种新的多参数混沌时间序列预测算法. 该算法在相空间重构理论的基础上, 借助 Bayes 估计将多个参数在同一高维相空间中进行相点最优融合, 从而增加重构相空间的系统信息量, 使得相空间的相点轨迹更加逼近原交通系统的动力学行为. 同时借鉴单参数混沌时间序列预测方法, 从不同角度对动力学系统的运动状态进行描述, 以实现多参数时间序列的混沌预测. 实验结果表明, 通过融合多交通参数时间序列, 获得了更加完整的交通流状态变化特征. 与单交通参数时间序列的预测结果相比, 其预测误差显著降低, 均衡系数相应增大, 提高了交通流状态预测的准确率.

关键词: 交通参数, 交通状态, 预测, 相空间重构

PACS: 95.75.Wx 45.70.Vn 05.45.Tp

1 引言

近年来, 随着社会经济不断发展, 机动车保有量急剧增加, 使得道路交通压力愈来愈大, 交通拥堵问题愈显突出. 如何对未来一段时间内交通流状态的变化趋势进行准确预测, 是制定拥堵缓解措施的重要基础之一, 对于做到早发现、早预防、早处理具有重要的学术意义和实用价值.

交通系统是一个开放、时变和非线性的复杂系统, 受诸如气象、地理、人类活动等客观因素的影响, 在宏观上表现为道路交通流状况的不断变化. 已有文献表明^[1-3], 交通状态预测可以增强交通流的稳定性. 借助于交通服务水平的描述^[4], 交通状态可划分为1-畅通、2-缓慢、3-拥挤、4-阻塞. 这样既保留了交通流状况变化之间的顺序关系, 也便于模型处理. 目前常用的交通状态预测方法有时间序列法^[5,6]、神经网络法^[7]、灰色系统法^[8]等, 这些基于单个交通参数的预测模型难以充分反映交

通系统本身错综复杂的运动过程, 不能适应当前时变且复杂的实际道路交通环境. 近年来, 随着非线性动力学系统, 特别是混沌理论不断发展, 为从交通系统固有的随机性和复杂性角度研究交通状态预测提供了一条全新的途径. 在混沌理论的研究中, 混沌时间序列的建模与预测已成为混沌信息处理领域中的一个研究热点^[9,10], 其目的是使预测模型更好地逼近实际的物理过程, 从而提高预测的可靠性和实用性. 理论上, 如果嵌入维数选取合理, 单参数时间序列也可取得较理想的预测效果, 但在实际问题中, 由于具有混沌行为的复杂系统往往是由多个参数描述的, 其单参数时间序列并不能保证完备地重构原系统. 考虑到多参数时间序列比单参数时间序列包含更多原动力系统的相关信息, 能重构出更为准确的相空间^[11], 且多参数时间序列通常可以通过检测或实验获取, 因此, 如果通过多参数融合可以反映出更为完备的交通流状态特征, 则可以将基于多交通参数的状态变化过程表述为一维时间序列形式, 以便于下一时段交通状态的预测.

* 高等学校博士学科点专项科研基金(批准号: 20090191110022)资助的课题.

† E-mail: qinglma@gmail.com

由于各交通参数之间存在耦合关系^[12], 因此, 通过增加重构相空间的系统信息量建立多交通参数混沌时间序列预测模型, 可使相空间中相点的运动轨迹更接近真实的交通状况. 该预测方法选取多个邻近参考点对各参数进行高维相点融合, 并对融合后的新参数时间序列进行一步或多步预测, 实验结果表明该方法具有较高的预测精度.

2 多参数时间序列的相空间重构及其参数计算方法

2.1 多参数时间序列重构

根据 Takens 定理^[13], 动力系统的演化信息隐含在任一分量的发展过程中, 对于单参数时间序列 $\{x_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 通过一定的时延 τ 观察找到合适的 m 维向量, 可重构出一个能恢复原动力学系统的相空间, 即

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{n-(m-1)\tau} & x_{n-(m-2)\tau} & \cdots & x_n \end{bmatrix}, \quad (1)$$

其中, $X(k) = (x_k, x_{k+\tau}, \dots, x_{k+(m-1)\tau})$, ($k = 1, 2, \dots, n - (m-1)\tau$) 表示 m 维相空间上的一个相点. 随着 k 的变化, 系统演化的动力学行为可由此空间中相点 $X(k)$ 的运动轨迹表达出来^[14]. 同理, 基于文献 [15], 对已有 M 个参数时间序列 $\{y_{i,j}\}$ ($i = 1, 2, \dots, M; j = 1, 2, \dots, N$) 进行多参数相空间重构, 则多参数相空间中的相点可以表示为

$$Y_M(k) = (y_{i,k}, y_{i,k-\tau_i}, \dots, y_{i,k-(m_i-1)\tau_i}) \\ \left(i = 1, 2, \dots, M; k = j, j+1, \dots, N; \right. \\ \left. j = \max_{1 \leq i \leq M} (m_i - 1)\tau_i + 1 \right), \quad (2)$$

其中, 延迟时间 τ_i ($i = 1, 2, \dots, M$) 采用最小互信息法进行计算, 嵌入维数 m_i ($i = 1, 2, \dots, M$) 的计算方法参考文献 [16]. 在多参数时间序列的重构相空间中, 多参数混沌时间序列最大 Lyapunov 指数的计算方法与单参数的相一致. 文献 [16,17] 的计算结果表明采用多个参数序列计算最大 Lyapunov 指数需要的步长较短, 精度也高于单参数时序的计

算结果.

2.2 高维相空间中的相点融合

文献 [18] 提出一种高维相空间上的相点融合算法, 并证明了融合后的新空间轨迹包含了原空间轨迹的主要特征, 其吸引子呈现出原空间中单参数的重构特征, 能够近似地逼近系统的真实状态. 采用文献 [18] 中的方法对高维相空间中多个交通参数进行状态融合, 并把融合后的评价状态称为多参数状态. 具体方法如下.

假设 M 个交通参数被归一化后映射到多维相空间中, 需要融合的相点集合为

$$D_k = [y_{1,k+(q-1)\tau}; y_{2,k+(q-1)\tau}; \cdots; y_{M,k+(q-1)\tau}] \\ (k = 1, 2, 3, \dots, M; q = 1, 2, 3, \dots, m), \quad (3)$$

令

$$y_i = (y_{i,k}, y_{i,k+\tau}, \dots, y_{i,k+(m-1)\tau}) \\ (i = 1, 2, \dots, M), \quad (4)$$

则 (3) 式可简写为

$$D_k = [y_1; y_2; \cdots; y_M], \quad (5)$$

(5) 式中 y_i ($i = 1, 2, \dots, M$) 表示任意 M 个相空间点. 设 z_k 表示融合后的相点, 则其 Bayes 估计为

$$p(z_k | y_1, y_2, \dots, y_M) = \frac{p(z_k; y_1, y_2, \dots, y_M)}{p(y_1, y_2, \dots, y_M)}. \quad (6)$$

假设参数 z_k 服从 $N(z_0, \sigma_0^2)$ 正态分布, 且 D_k 服从 $N(z_k, \sigma_h^2)$ 分布, 记 $a = \frac{1}{p(y_1, y_2, \dots, y_M)}$, 那么

$$p(z_k | y_1, y_2, \dots, y_M) \\ = a \prod_{h=1}^M \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_h}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{y_h - z_k}{\sigma_h} \right)^2 \right] \\ \times \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_0}} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{z_k - z_0}{\sigma_0} \right)^2 \right] \\ = a \exp \left[-\frac{1}{2} \sum_{h=1}^M \left(\frac{y_h - z_k}{\sigma_h} \right)^2 \right. \\ \left. - \frac{1}{2} \left(\frac{z_k - z_0}{\sigma_0} \right)^2 \right]. \quad (7)$$

由 (7) 式可看出, 其指数部分是关于 z_k 的二次函数, 所以 $p(z_k | y_1, y_2, \dots, y_M)$ 仍服从正态分布 $N(z, \sigma^2)$, 即

$$p(z_k | y_1, y_2, \dots, y_M)$$

$$= \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{z_k - z}{\sigma} \right)^2 \right]. \quad (8)$$

根据 (7) 式和 (8) 式可得

$$z = \frac{\sum_{h=1}^M \frac{y_h}{\sigma_h^2} + \frac{z_0}{\sigma_0^2}}{\sum_{h=1}^M \frac{1}{\sigma_h^2} + \frac{1}{\sigma_0^2}}, \quad (9)$$

则 $D_k = [y_1; y_2; \dots; y_M]$, 其最优融合相点 z_k 的 Bayes 估计 \hat{z}_k 可表示为

$$\hat{z}_k = \int_{\Omega} z_k \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{z_k - z}{\sigma} \right)^2 \right] dz_k = z. \quad (10)$$

根据以上过程依次对所有相点进行融合可得到新的空间相点 $Z_k = \hat{z}_k$, 最后获得新的 m 维相空间

$$\mathbf{Z} = [Z_1, Z_2, \dots, Z_M]^T, \quad (11)$$

式中,

$$\mathbf{Z}_i = [z_i, z_{i+\tau}, \dots, z_{i+(m-1)\tau}]^T \quad (i = 1, 2, \dots, M), \quad (12)$$

其中, \mathbf{Z}_i 表示融合后的新相点, i 为时间序列中任意坐标点, M 为相空间数. 为了保证各参数都能在同一相空间中完全地重构并且不失真, 取最大的嵌入维数 m_i 和最小的延迟时间 τ_i 重构新的相空间. 在新相空间中所重构的多参数状态能够包含每个单参数的重构特征, 对于多交通参数, 虽然不同参数的特征各有不同, 但都是从不同角度对同一交通流状态的反映, 因此, 利用多个交通参数评价交通状态比利用单个交通参数能更全面地反映交通流的实际情况.

3 多参数时间序列交通状态预测

考虑多交通参数状态时间序列 $\{z_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, k$), 对 (12) 式中的时间序列进行相空间重构, 任意选取两相邻初始位置 (通常取初始点和与其最邻近点), 计算两点间的初始距离 $d(0)$, 适当选取步长 Δt 和时间长度 $t = k\Delta t$, 计算经过时间 t 演化后两点间的距离 $d(k\Delta t)$. 选择 Lyapunov 指数作为量化初始轨道的指数发散和估计系统的混沌量, 根据最大 Lyapunov 指数的物理意义有

$$\lambda_1 = \frac{1}{k\Delta t} \ln \frac{d(k\Delta t)}{d(0)}, \quad (13)$$

其中, λ_1 为系统最大 Lyapunov 指数. 若预测中心点 Z_T 与最紧邻点 Z_t 之间的初始距离 d 经演化 $k\Delta t$ 时间后, Z_T 与 Z_t 分别成为 Z_{T+k} 和 Z_{t+k} , 则根据最大 Lyapunov 指数预测算法有

$$Z_{T+k} = Z_{t+k} \pm \left\{ \sum_{i=1}^{m-1} \left(Z_{T+k}(i) - Z_{t+k}(i) \right)^2 - \left((Z_T - Z_t) e^{\lambda_1 k \Delta t} \right)^2 \right\}^{1/2}, \quad (14)$$

式中, 除 Z_{T+k} 未知外其余均为已知量. 因此, 依 (14) 式可求得所需预测值. 具体算法流程如下:

1) 分别对 M 个参数的时间序列 $\{X_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, M$) 进行归一化处理, 并确定各参数混沌时间序列重构的嵌入维数 m_i ($i = 1, 2, \dots, M$) 和延迟时间 τ_i ($i = 1, 2, \dots, M$);

2) 确定新的相空间维数 m 和延迟时间 τ , 将 M 个参数时间序列依次重构到新的相空间中, 从而得到包含所有 M 个参数信息的新融合相空间;

3) 在高维相空间中利用 Bayes 理论估算出新的参数时间序列 $\{z_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, m$), 并对其混沌特性进行分析;

4) 根据最大 Lyapunov 指数预测算法, 对其新参数时间序列进行预测.

4 试验验证及其效果分析

重庆市北碚区西山坪互通是进出重庆主城区的重要通道, 其下一时刻交通流状态预测的可行性和可靠性不仅对交通信号的实时控制决策具有关键的作用, 而且对交通诱导具有很大的影响. 因此, 利用此路口上安装的自动微波检测器和视频监控器所提供的平均车流量 $\{Q_s(t)\}$ 、平均占有率 $\{O_s(t)\}$ 、平均车速 $\{V_s(t)\}$ 三个参数时间序列为研究对象, 研究该路口在相同时间序列内交通状态的变化趋势, 以便于及时的采取措施, 避免交通拥堵.

交通流检测数据每 5 min 一组, 每组数据每天产生 288 个记录, 绘制其 2 天 (2011 年 12 月 27 日星期五和 28 日星期六) 的实测参数时间序列及其对应的交通状态如图 1 所示.

显然, 不同交通参数描述交通流状态存在差异, 且不能全面准确地反映实际情况, 所以应该综合考虑交通流的各种参数, 从不同角度估算交通流状态.

按照上述多参数融合时间序列混沌预测算法对其进行分析. 首先, 分别对两天的检测数据序列按 (15) 式进行归一化处理:

$$u(n) = \frac{x(n) - \min(x(n))}{\max(x(n) - \min(x(n)))}, \quad (15)$$

其关联维数的确定可以揭示交通参数个体空间关联的尺度变化规律、个体空间关联程度及个体关联的尺度变化差异. 利用关联维数算法 (G-P 算法) 分别对三组交通参数的时间序列进行分析, 绘出关

联积分 $C(r)$ 与其任意半径 r 的 $\ln C(r) - \ln r$ 曲线, 如图 2 所示.

根据关联维数的定义, 从图 2 所示的曲线上找出最佳拟合直线, 该直线斜率即为关联维数 D . 基于同一路段上三个交通参数的实测数据, 应用关联维数对其在两天内的交通状态变化情况进行了测度分析. 根据计算结果, 关联维数 D_i ($i = 1, 2, 3$) 随嵌入维数 m_i ($i = 2, 3, 4, \dots, 15$) 的变化情况如表 1 所示.

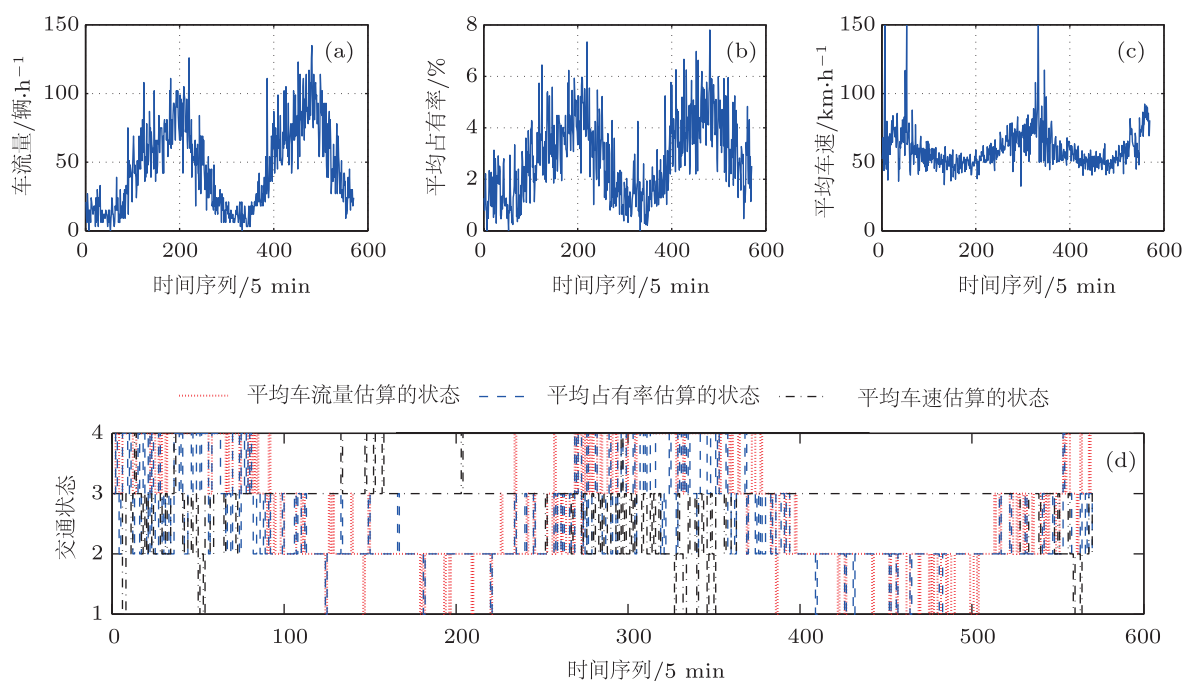


图 1 同一路段在相同时间序列的变化趋势及状态 (a) 平均车流量随时间的变化; (b) 平均占有率随时间的变化; (c) 平均车速随时间的变化; (d) 交通状态时间序列

表 1 关联维数 D_i 随嵌入维数 m_i 的变化

| D_i | m_i | | | | | | |
|-------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
| | 2 | 3 | 4 | 5 | 6 | 7 | 8 |
| D_1 | 0.7886 | 1.3417 | 1.7687 | 2.6174 | 3.6706 | 4.5402 | 4.0146 |
| D_2 | 1.0103 | 2.0419 | 2.7692 | 2.9795 | 4.4049 | 5.0678 | 5.3170 |
| D_3 | 0.9718 | 1.9798 | 3.1652 | 4.1120 | 5.0687 | 4.9687 | 5.1736 |
| D_i | m_i | | | | | | |
| | 9 | 10 | 11 | 12 | 13 | 14 | 15 |
| D_1 | 4.6396 | 5.0047 | 4.7446 | 4.9806 | 4.7639 | 5.0474 | 4.8942 |
| D_2 | 5.6863 | 5.8237 | 5.8201 | 5.5396 | 5.9450 | 6.3710 | 5.8783 |
| D_3 | 5.9305 | 5.7574 | 6.2447 | 5.8491 | 6.2893 | 6.2190 | 6.1293 |

从表 1 中可以看出,随着嵌入维数 m_i 的增大,关联维数 D_i 逐步趋于稳定,从而确定各参数的嵌入维数、最小延迟时间及其对应的最大 Lyapunov 指数,如表 2 所示.

表 2 系统重构参数的计算值

| 交通参数 | m_i | τ_i | λ_1 |
|----------|-------|----------|-------------|
| $Q_s(t)$ | 7 | 8 | 8.2540 |
| $O_s(t)$ | 9 | 5 | 2.8113 |
| $V_s(t)$ | 6 | 7 | 6.8691 |

为了尽可能完全地呈现三个交通参数的全部特征,选取最大的嵌入维数 m_z 和最小的延迟时间 τ_z 作为相空间的重构参数,即

$$m_z = \max(m_i), \tau_z = \min(\tau_i) \quad (i = 1, 2, 3). \quad (16)$$

依据 (16) 式对交通系统状态所确定的相空间重构参数值为 $m_z = 9, \tau_z = 5$. 然后根据 (3)—(12) 式将三组交通状态序列的相点在新的相空间中做最优融合,结果如图 3 所示.

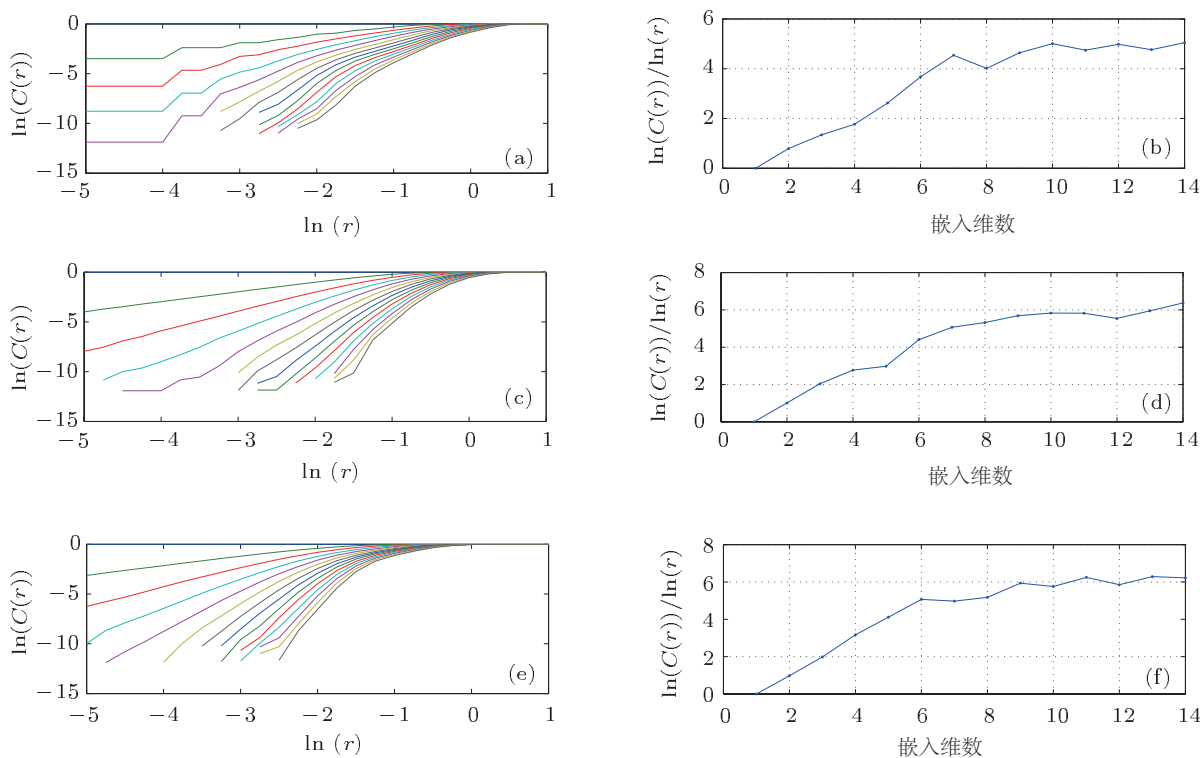


图 2 不同交通参数时间序列的 $\ln C(r)$ 与 $\ln r$ 曲线 (a) 平均车流量的关联维数; (b) 对 (a) 线性拟合后的变化情况; (c) 平均占有率的关联维数; (d) 对 (c) 线性拟合后的变化情况; (e) 平均车速的关联维数; (f) 对 (e) 线性拟合后的变化情况

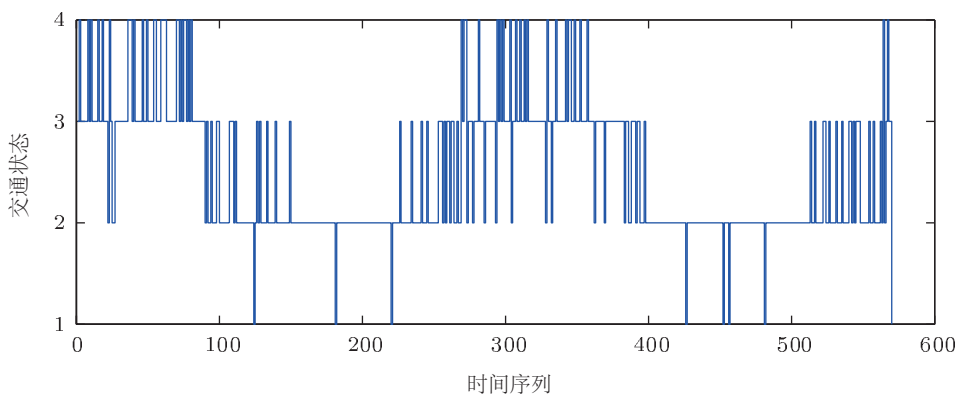


图 3 多交通参数的相空间融合状态

通过对图 1 和图 3 的对比分析并结合视频图像的状态判定,发现融合后新的交通状态时间序列与该检测路段的真实交通状态相符合,这为进一步分析新状态时间序列的特性并对其进行自相关性检验提供了信息基础.经过实验计算,当嵌入维数取 10,延迟时间为 15 时(如图 4 所示),其关联维数趋于稳定.

为了检验多交通参数融合后所得新状态时间序列的混沌特性,采用小数据量法计算可得新状态时间序列的最大 Lyapunov 指数为 0.01794.计算结果表明多个交通参数融合后的新状态时间序列变化仍然呈现混沌特征($\lambda_1 > 0$),可以利用混沌预测理论进行预测,且新状态时间序列最大 Lyapunov 指数的计算需要的步长较短,精度也高于单参数时序的计算结果.

在融合后所得新交通状态时间序列的基础上,按照 (14) 式对路口的交通状态进行多步预测,选取图 3 所示状态时间序列的前 555 个样本作为计算基础,对其后 15 个样本进行预测,预测结果及其与

实际状态的对比情况如图 5 所示.

由图 5 可以看出,基于多交通参数融合的混沌预测方法具有较好的预测效果,预测结果能够很好地反映交通状态变化的趋势和规律.但由于交通系统中不确定性因素的影响,预测步长超过 12 后,交通状态预测的误差明显增加.实验表明,在采样周期为 5 min 的情况下,其最佳预测步长 12 对应的最大预测时长为 60 min,也就是说,有充足的时间对即将出现的交通拥挤进行干预,尽可能地保证道路畅通.

为了对比分析,分别对三个交通参数进行一维混沌交通状态时间序列预测,误差计算的对比指标采用了平均绝对误差 MAE (表示预测值与观测值的实际偏差绝对值的均值)、平均绝对相对误差 MARE (表示预测值与实测值的实际偏差绝对值占观测值百分比的均值)和均等系数 UC (表示预测值与实测值的拟合度,一般 0.9 以上为较好的拟合)对预测值与实际值进行比较,实例预测性能的检验结果见表 3.

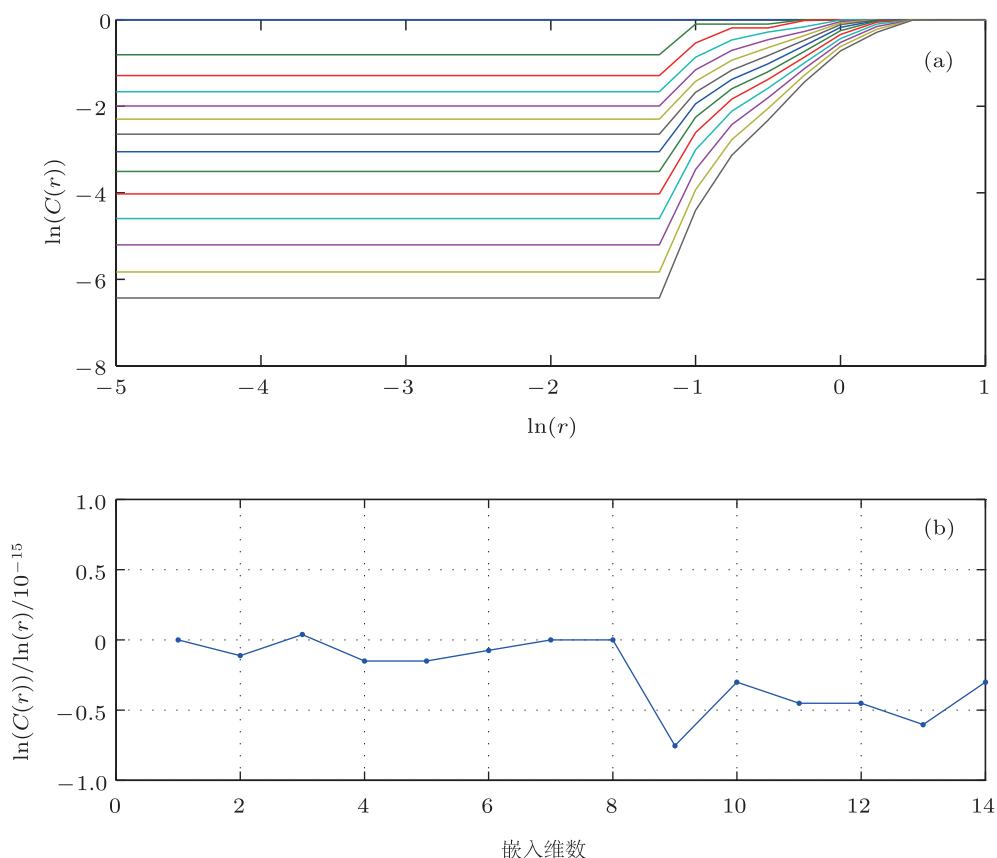


图 4 融合状态时间序列的 $\ln C(r)$ 与 $\ln r$ 关系图 (a) 状态时间序列的关联维数; (b) 拟合后的线性变化情况

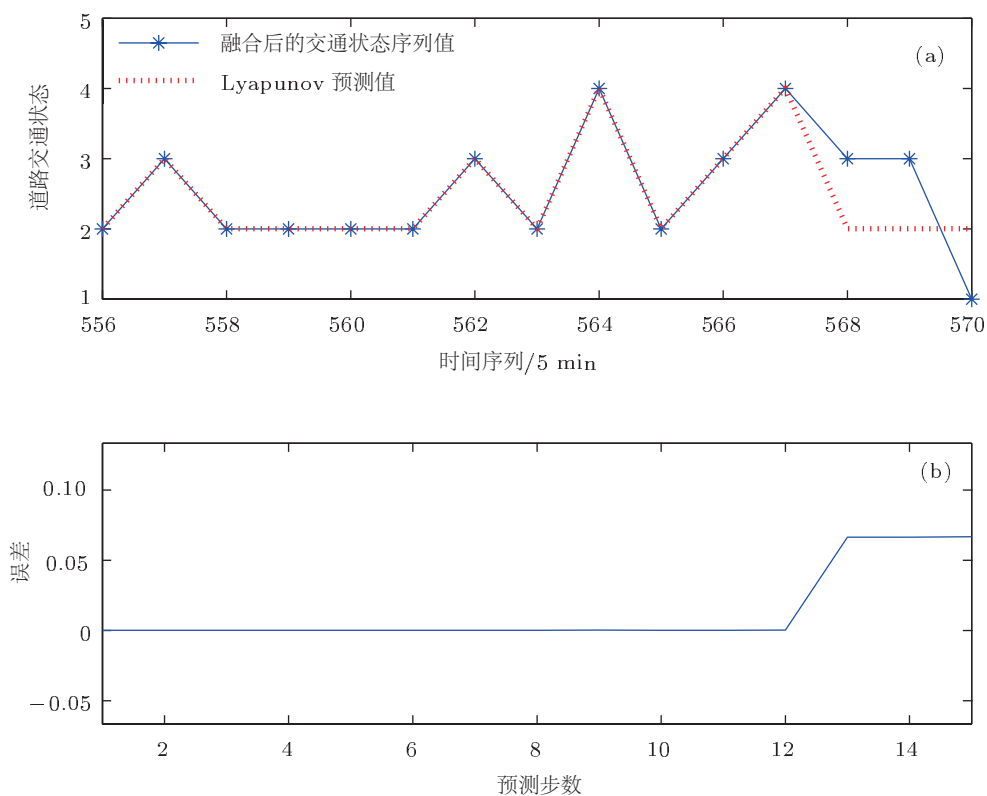


图5 多交通参数下交通状态预测结果 (a) 预测结果与真实值的对比; (b) 均方差计算结果

表3 预测误差指标对比

| 误差指标 | $Q_s(t)$ | $O_s(t)$ | $V_s(t)$ | $Z_s(t)$ |
|----------|----------|----------|----------|----------|
| MAE /veh | 10.55 | 10.52 | 8.93 | 8.13 |
| MARE /% | 14.17 | 15.09 | 13.11 | 11.84 |
| UC | 0.9357 | 0.9356 | 0.9505 | 0.9528 |

从表3可以看出,相比于直接采用单一参数时间序列预测方法,多参数预测方法的预测结果在这3个误差指标上均比单点预测方法好,其MAE和MARE均明显减小,UC也有所增加。所以,基于多参数状态空间融合的混沌预测方法在预测精度上保证了道路交通流状态预测的可靠性。

总之,试验结果证实了道路交通流状态的多参

数融合预测方法在预测时长和预测精度两个方面均能满足道路交通管理的需求。

5 结论

通过对相点、相形的统计描述,在高维相空间中对相应相点进行融合,将多参数映射为包含各参数特征的新参数,然后利用最大Lyapunov指数的混沌时序预测算法,对道路交通状态的变化情况进行预测。通过与单参数时间序列预测结果进行对比分析,可以看出基于多参数融合的混沌时序预测方法能够获得更好的预测效果,其预测性能和精度都有所提高,在交通流状态预测中具有良好的推广和利用价值。

[1] Tang T Q, Huang H J, Shang H Y 2010 *Phys. Lett. A* **374** 1668
 [2] Tang T Q, Li C Y, Huang H J 2010 *Phys. Lett. A* **374** 3951
 [3] Peng G H, Cai X H, Liu C Q, Cao B F 2011 *Phys. Lett. A* **375** 2153
 [4] Li M H, Sun D H, Tu P 2008 *J. Tran. Sys. Eng. Infom. Tech.* **6** 73

(in Chinese) [李梅红, 孙隽华, 涂平 2008 交通运输工程与信息学报 **6** 73]
 [5] Zhou Y D, Ma H, Lü W Y, Wang H Q 2007 *Acta Phys. Sin.* **56** 6809 (in Chinese) [周永道, 马洪, 吕王勇, 王会琦 2007 物理学报 **56** 6809]

- [6] Zang L L, Jia L, Yang L C, Liu T 2007 *China Journal of Highway and Transport* **20** 95 (in Chinese) [臧利林, 贾磊, 杨立才, 刘涛 2007 中国公路学报 **20** 95]
- [7] Innamaa S 2005 *Transportation* **32** 649
- [8] Tseng F M, Yu H C, Tzeng G H 2001 *Technol. Forecast. Soc. Chang.* **67** 291
- [9] Liu X W, Fang X M, Qin Z H, Ye C, Xie M 2011 *J. Netw. Syst. Manage* **19** 427
- [10] Karunasinghe D S K, Liong S Y 2006 *J. Hydrol.* **323** 92
- [11] Wang H, Zhu M 2003 *Journal of Southeast University* (English Ed.) **19** 414
- [12] Peng G H 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 3824 (in Chinese) [彭光含 2010 物理学报 **59** 3824]
- [13] Takens F 1981 *Lect. Notes Math.* **898** 361
- [14] Kennel M B, Brown R, Abarbanel H D I 1992 *Phys. Rev. A* **45** 3403
- [15] Lu S, Wang H Y 2006 *Acta Phys. Sin.* **55** 572 (in Chinese) [卢山, 王海燕 2006 物理学报 **54** 572]
- [16] Zhang Y, Guan W 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 756 (in Chinese) [张勇, 关伟 2009 物理学报 **58** 756]
- [17] Reinhart J, Wolfgang B 2006 *Exper. Brain Res.* **174** 528
- [18] Cong R, Liu S L, Ma R 2008 *Acta Phys. Sin.* **57** 7487 (in Chinese) [丛蕊, 刘树林, 马锐 2008 物理学报 **57** 7487]

Multi-parameter fusion applied to road traffic condition forecasting*

Ma Qing-Lu^{1)3)†} Liu Wei-Ning¹⁾³⁾ Sun Di-Hua²⁾

1) (College of Computer Science, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

2) (College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

3) (Key Laboratory of Dependable Service Computing in Cyber Physical Society, Ministry of Education, Chongqing 400044, China)

(Received 17 December 2011; revised manuscript received 6 February 2012)

Abstract

In view of the chaotic characteristic in road traffic flow and the actual traffic condition that cannot be comprehensively reflected by single traffic parameter, a fusion algorithm of multi-parameters for traffic condition forecasting, with the consideration of the relationship between multiple parameters, is proposed. This algorithm is based on the reconstruction of phase space. According to Bayesian estimation theory, the multiple traffic parameters are optimally fused into phase points in the same phase space. Accordingly, the phase space information increases and the phase points are closer to dynamical behavior of the traffic system. On the basis, by using the multi-parameter chaos prediction method, the tendency of dynamic systems from different aspects is described, with reference to the method of predicting single parameter chaotic time series. The experimental results confirm that more features of real traffic condition are reflected by fusing multiple traffic parameters. The multi-parameters forecasting algorithm reduces the prediction error and improves the equalizer coefficients compared with the results generated from single parameter prediction. That is to say, the prediction method used in this paper is effective and accurate for predicting traffic condition based on multiple traffic parameters.

Keywords: traffic parameter, traffic condition, prediction, reconstruction of phase space

PACS: 95.75.Wx 45.70.Vn 05.45.Tp

* Project supported by the Research Fund for the Doctoral Program of Higher Education of China (Grant No. 20090191110022).

† E-mail: qinglma@gmail.com