

## 基于时序马尔科夫模型的电子警察采集数据异常识别\*

韦学武, 朱海峰, 刘彦斌, 温熙华, 龚方徽

(中电海康集团研究院, 浙江 杭州 310012)

**摘要:** 针对电子警察采集数据存在的延迟、数据缺失和异常偏离三类常见问题, 在保证数据未出现延迟和缺失时, 基于马尔科夫模型判断数据的异常偏离; 考虑流量序列间的关联关系, 建立基于历史数据的转移概率矩阵, 在此基础上利用马尔科夫模型进行流量概率分布预测, 进而利用 EM 算法拟合概率分布得到对应的均值和标准差; 根据模型预测结果和设定的流量合理分布阈值, 以置信区间的形式直接判断流量的异常偏离情况。实例验证结果表明, 基于马尔科夫模型的流量预测准确率达 87%, 异常偏离识别准确率为 83% 左右。

**关键词:** 智能交通; 电子警察; 数据异常; 流量预测; 马尔科夫模型; 期望最大化(EM)算法

**中图分类号:** U491.5

**文献标志码:** A

**文章编号:** 1671-2668(2020)02-0042-05

交通检测设备的部署和普及, 尤其是电子警察设备的应用, 为城市交通管理积累了海量数据资源, 对于研究交通控制、车辆诱导、公交规划等起到至关重要的作用。在实际道路交通环境中, 由于设备故障、线路通信故障或异常交通事件, 电子警察采集的部分过车数据出现异常, 如数据延迟、数据缺失、异常偏离。现有数据异常偏离分析方法大体分为交通流理论分析、历史统计方法、趋势挖掘方法等。交通流理论分析通过设置某些交通参数临界值, 以临界值的合理区间判断数据异常偏离; 历史统计方法从历史数据中分析交通参数变化的合理区间; 趋势挖掘方法利用机器学习的相关算法实时预测交通参数的概率分布, 当实际交通参数位于小概率区间时, 则判断数据存在异常偏离。其中交通流理论和历史统计法不能动态跟踪交通参数的变化趋势, 无法得到准确的交通参数合理区间; 交通流理论分析法还受限于人工对交通流影响因素的调节精度, 历史统计方法则依赖于历史数据的全面性和完整性。趋势挖掘方法能拟合历史数据的波动趋势, 同时利用实时数据进行预测, 应用效果较好。该文以交叉口某一车道为统计分析单元, 根据电子警察设备采集的过车记录信息, 以流量为统计指标, 对数据延迟、数据缺失和异常偏离进行分析, 基于马尔科夫模型, 考虑流量的周期性和时变性, 预测未来 15 min 流量的概率分布; 进而假设流量的概率分布服从  $K$  阶混合高

斯分布, 利用期望最大化(EM)算法拟合概率分布并计算得到对应的均值和标准差, 根据均值和标准差判断实际流量值是否处于合理区间。

## 1 电子警察采集数据的预处理

实际中, 电子警察设备采集的过车数据会存在数据延迟、数据缺失等异常情况。数据延迟是指过车数据推送到数据库的时间与采集时间不一致, 主要由线路通信故障导致数据上传不及时所引起。过车数据中包含采集时间字段和入库时间字段, 以  $t_1$  表示入库时间、 $t_0$  表示采集时间, 当  $t_1 - t_0$  的时间差大于阈值  $\alpha$  时, 则这条过车记录出现延迟。

数据缺失是指某一时段电子警察设备发生长时间故障或数据库通信网络中断, 导致部分车道数据丢失, 过车数据出现缺失。以交叉口某一车道为统计分析单元, 设  $T_0$  为统计区间的起始时刻、 $T_1$  为终点时刻, 时间间隔为 15 min。在 06:00—23:59 时段, 当车道流量  $q(t) = 0$  时, 统计前 1 h 内车道流量总和是否为零; 在 00:00—06:00 时段, 当车道流量  $q(t) = 0$  时, 统计前 3 h 内车道流量总和是否为零。如果成立, 则该车道存在数据缺失问题, 同时判定前 1 或 3 h 的数据缺失。

先利用上述方法剔除存在延迟和缺失的过车数据, 再以流量为指标, 基于马尔科夫模型识别异常偏离的数据。

\* 基金项目: 工信部 2016 年工业转型升级(中国制造 2025)项目(0714-EMTC02-5737/5)

## 2 马尔科夫模型设计

### 2.1 模型构建

交通流量的变化趋势在时间上具有高度的相关性,同时不同天的流量波动具有随机的相似性,满足马尔科夫的时间特性。流量序列的预测可划分为若干时间区间单元进行迭代预测,满足马尔科夫的 Bellman 基本公式。因此,利用马尔科夫模型描述交通流量的变化趋势。基本公式如下:

$$p(s_i) = P(s_i | S_{i-1})P(S_{i-1}) = \sum_{s_{i-1} \in S_{i-1}} P(s_i | s_{i-1})P(s_{i-1}) = \sum_{s_{i-1} \in S_{i-1}} P_{s_i, s_{i-1}} P(s_{i-1}) \quad (1)$$

式中: $s_{i-1}, s_i$  为时间序列的流量状态; $P_{s_i, s_{i-1}}$  为流量状态值 $\{s_{i-1}, s_i\}$ 间的转移概率矩阵。

以交叉口的单条车道为研究对象,设车道流量的下一时刻预测值与当前时刻车道流量值及前一天和同一星期(考虑流量的周期性)的进口道平均车道流量值存在相关性,且自变量之间相互独立。将每天的车道流量按 15 min 的间隔划分为一组时间序列值 $\{q_1, q_2, \dots, q_{96}\}$ 。记 $q_{\text{real}}^0(t)$ 为车道流量真实值, $q_{\text{pre}}^0(t)$ 为车道流量预测值, $q_{\text{real}}^0(t-1)$ 为前一个相邻时间区间的流量值, $q_{\text{Enter}}^0(t)$ 为进口道平均车道

流量预测值, $q_{\text{Enter}}^{-1}(t)$ 为前一天及同一星期当前时刻进口道平均车道流量值。分别以 $q_{\text{real}}^0(t-1), q_{\text{Enter}}^{-1}(t)$ 作为模型的观测序列和状态转移序列,确定 $q_{\text{Enter}}^0(t)$ 取值的状态空间。图 1 为模型结构。

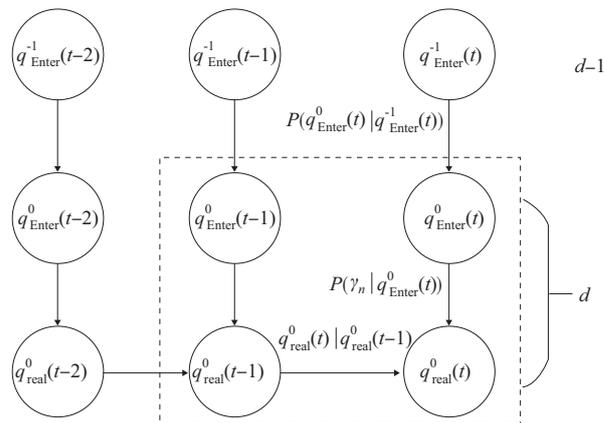


图 1 基于马尔科夫模型的流量分布预测结构

根据一阶马尔科夫模型的定义,车道流量预测值 $q_{\text{pre}}^0(t)$ 的概率密度为:

$$P(q_{\text{pre}}^0(t) = x) = \sum_{\substack{q_{\text{Enter}}^{-1}(t), \\ q_{\text{real}}^0(t-1)}} P(q_{\text{pre}}^0(t) = x | q_{\text{Enter}}^{-1}(t), q_{\text{real}}^0(t-1)) \quad (2)$$

记 $q_{\text{Enter}}^{-1}(t) = y, q_{\text{real}}^0(t-1) = k$ , 得:

$$P(q_{\text{pre}}^0(t) = x) = \frac{\sum_{y, k} (P(\gamma(t) | q_{\text{Enter}}^0(t)) \cdot P(q_{\text{Enter}}^0(t) | y) \cdot P(x | k) \cdot P(y) \cdot P(k))}{P(X)} \quad (3)$$

式中: $P(q_{\text{Enter}}^0(t) | q_{\text{Enter}}^{-1}(t))$ 为进口道平均车道流量状态转移矩阵; $P(q_{\text{real}}^0(t) | q_{\text{real}}^0(t-1))$ 为车道流量状态转移矩阵; $P(\gamma(t) | q_{\text{Enter}}^0(t))$ 为车道流量分配比例状态矩阵。

假定车道流量预测值的分布集合 $X = \{x_i\}$ 已知,则 $P(X) = 1$ 。 $P(q_{\text{Enter}}^0(t) | q_{\text{Enter}}^{-1}(t))$ 表示当前时刻与昨天相同时刻的平均车道流量对 $(q_{\text{Enter}}^0(t), q_{\text{Enter}}^{-1}(t))$ 在所有当前时刻的历史样本中所占的概率,即:

$$P(q_{\text{Enter}}^0(t), q_{\text{Enter}}^{-1}(t)) = \begin{bmatrix} \frac{n_{(q_{\text{Enter}}^0, q_{\text{Enter}}^{-1})}(t)}{\sum n_{(q_{\text{Enter}}^0, q_{\text{Enter}}^{-1})}(t)} & \dots \\ \vdots & \dots \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: $n_{(q_{\text{Enter}}^0, q_{\text{Enter}}^{-1})}(t)$ 为当前时刻某一流量值与昨天

$t$ 时刻某一流量相对应的天数; $\sum n_{(q_{\text{Enter}}^0, q_{\text{Enter}}^{-1})}(t)$ 为 $t$ 时刻采集到某一流量 $q_{\text{Enter}}^{-1}(t)$ (流量值已知)的总天数。

类似地, $P(q_{\text{real}}^0(t) | q_{\text{real}}^0(t-1))$ 表示当前某一时刻与当前前一时刻的车道流量对 $(q_{\text{real}}^0(t-1), q_{\text{real}}^0(t))$ 在所有当前时刻的历史样本中所占的概率, $P(\gamma(t) | q_{\text{Enter}}^0(t))$ 表示某一时刻进口道流量一定的情况下某一车道流量分配比例所占的概率。若进口道车道总数 $N_{\text{lane}}$ 已知,则车道流量分配比例 $\gamma_n$ 为:

$$\gamma_n = \frac{q(t)}{q_{\text{Enter}}^0(t) \cdot N_{\text{lane}}} \quad (5)$$

### 2.2 计算步骤

(1) 由进口道平均车道流量的初始分布产生某

一流量  $q_{\text{Enter}}^{-1}(t)$ 。根据式(3)中流量预测值概率密度函数计算公式,按照进口道平均流量的转移概率  $P(q_{\text{Enter}}^0(t) | q_{\text{Enter}}^{-1}(t))$  查询得到当前时刻进口道平均车道流量值  $q_{\text{Enter}}^0(t)$ ,再乘以车道流量分配比例,得到当前时刻车道流量序列  $\{q^0(t), q^0(t) \in Q^0(t)\}$ 。为降低周末和工作日之间进行状态转移导致的预测不准,在算法输入中将上周同一天的流量数据作为状态值。

(2) 循环遍历  $Q^0(t)$  的集合,令  $q_{\text{real}}^0(t) = q^0(t)$ ,按照车道流量转移概率  $P(q_{\text{real}}^0(t) | q_{\text{real}}^0(t-1))$  查询得到前一时刻车道流量  $q^0(t-1)$  的概率值。预测 15 min 流量时,  $q^0(t-1)$  的取值以当前采集的过车流量为准;预测时长为  $15M(M \geq 2)$  min 时,以预测的概率分布取值区间  $\{q^0(t-1), q^0(t-1) \in Q^0(t-1)\}$  依次遍历。

(3) 在步骤 1 所得流量序列下,当真实车道流量  $q_{\text{real}}^0(t-1) \in Q^0(t-1)$  时,根据全概率公式[见式(6)]循环更新步骤 2 中的概率值,进而得到流量值的后验概率分布表。

$$\begin{aligned} p(q_{\text{real}}^0(t) = b | q_{\text{real}}^0(t-1) = a) &= \\ \frac{p(q_{\text{real}}^0(t) = b, q_{\text{real}}^0(t-1) = a)}{P(q_{\text{real}}^0(t-1) = a)} &= \\ \frac{p(q_{\text{real}}^0(t-1) = a | q_{\text{real}}^0(t) = b) \cdot P(q_{\text{real}}^0(t) = b)}{\sum_i p(q_{\text{real}}^0(t-1) = a | q_{\text{real}}^0(t) = b_i) \cdot P(q_{\text{real}}^0(t) = b_i)} & \quad (6) \end{aligned}$$

(4) 上述马尔科夫模型计算结果包含流量值和对应的概率,为便于应用混合高斯模型求解参数,先按式(7)计算样本量。根据总样本量和概率计算每个流量的样本量  $n_{q_{\text{pre}}^0} = N \cdot p(q_{\text{pre}}^0)$ ,获得样本量为  $N$  的流量值序列  $\{q_1, \dots, q_i, \dots, q_N\}$  作为模型的输入。其中  $q_k$  的初始值设置为第  $k/K$  分位数对应的样本均值,  $\sigma_k$  设置为 1,  $\sigma_k$  设置为  $1/K$ 。假设  $P(q_{\text{pre}}^0(t))$  服从  $K$  阶混合高斯模型,样本间相互独立[见式(8)]。利用 EM 算法迭代计算分布参数  $q_k$ 、 $\sigma_k$  和权重  $\alpha_k$ ,方法如下:依据当前模型参数,按式(9)计算样本数据  $q_j$  属于每个分模型  $k$  的概率;按式(10)~(12)计算新一轮迭代的模型参数。重复上述计算,直至  $q_k$ 、 $\sigma_k$  和  $\alpha_k$  的迭代差值小于指定的阈值或迭代次数小

于某一值,停止迭代,完成收敛。

$$N = (\max(q_{\text{pre}}^0) - \min(q_{\text{pre}}^0)) \cdot K \quad (7)$$

式中:  $K$  表示  $K$  阶混合高斯模型中高斯分布的个数。

$$P(q_{\text{pre}}^0(t)) = \sum_{k=1}^K \alpha_k N(q; q_k, \sigma_k) \quad (8)$$

式中:  $\alpha_k$  为系数,  $\alpha_k \geq 0$ ,  $\sum_{k=1}^K \alpha_k = 1$ ;  $N(q; q_k, \sigma_k)$  为高斯分布密度函数。

$$\gamma_{jk} = \frac{\alpha_k N(q_j | q_k)}{\sum_{k=1}^K \alpha_k N(q_j | q_k)} \quad (9)$$

$$q_k = \frac{\sum_{j=1}^N \gamma_{jk} \cdot q_j}{\sum_{j=1}^N \gamma_{jk}} \quad (10)$$

$$\sigma_k^2 = \frac{\sum_{j=1}^N \gamma_{jk} \cdot (q_j - q_k)^2}{\sum_{j=1}^N \gamma_{jk}} \quad (11)$$

$$\alpha_k = \frac{\sum_{j=1}^N \gamma_{jk}}{N} \quad (12)$$

(5) 根据分布参数  $q_k$ 、 $\sigma_k$  和  $\alpha_k$  计算车道流量预测值的均值  $\bar{q}_{\text{pre}}^0$  和标准差  $\sigma_{q_{\text{pre}}^0}$ ,判断采集的 15 min 流量值  $\bar{q}_{\text{real}}^0$  是否存在异常偏离。若满足式(13),则过车数据正常;否则,过车数据存在异常偏离。

$$q_{\text{real}}^0 \in [\bar{q}_{\text{pre}}^0 - 3\sigma_{q_{\text{pre}}^0}, \bar{q}_{\text{pre}}^0 + 3\sigma_{q_{\text{pre}}^0}] \quad (13)$$

### 3 测试验证

采用平均绝对误差 MAE、均方误差 MSE 和准确率 ACC 作为效果评价指标,其中 MAE 表示预测值与真实值之间相对误差的均值, MSE 表示预测值与真实值之间误差平方的均值, ACC 表示预测值与真实值的准确程度。MAE、MSE 越小,误差越小; ACC 越大,准确率越高。计算公式如下:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum |q_{\text{real}} - \bar{q}_{\text{pre}}| \quad (14)$$

$$MSE = \frac{1}{n} \sum (q_{\text{real}} - \bar{q}_{\text{pre}})^2 \quad (15)$$

$$ACC = 1 - \frac{1}{n} \sum \frac{|q_{\text{real}} - \bar{q}_{\text{pre}}|}{q_{\text{real}}} \quad (16)$$

式中:  $q_{\text{real}}$ 、 $\bar{q}_{\text{pre}}$  分别为某一时刻的真实值和预测值

(或统计值),统计值为某一时刻、某一车道所有历史流量的平均值。

同时采用历史统计法计算对应时刻的流量均值(统计值)和标准差进行效果对比。统计法的基本思路是根据样本均值和标准差计算公式,以车道为统计单元,将某一时刻采集的所有正常流量进行统计得到均值和标准差。公式如下:

$$\bar{q}_{\text{thre}} = \frac{1}{m} \sum q_{\text{real}} \quad (17)$$

$$\sigma_{q_{\text{thre}}} = \sqrt{\frac{1}{m} \sum (q_{\text{real}} - \bar{q}_{\text{thre}})^2} \quad (18)$$

以桐乡市某交叉口进口道(包含 3 条直行和 1 条左转车道)为例,历史过车数据记录车辆通过交叉口停车线的相关信息,包含车辆牌照信息、过车时间、交叉口编号、车道编号等。过车数据采集时间为 2018 年 5 月 24 日—2019 年 1 月 17 日,共 239 d。分别采用马尔科夫模型和历史统计法对 2019 年 1 月 17 日的流量进行预测,结果见图 2,预测性能评价指标见表 1。

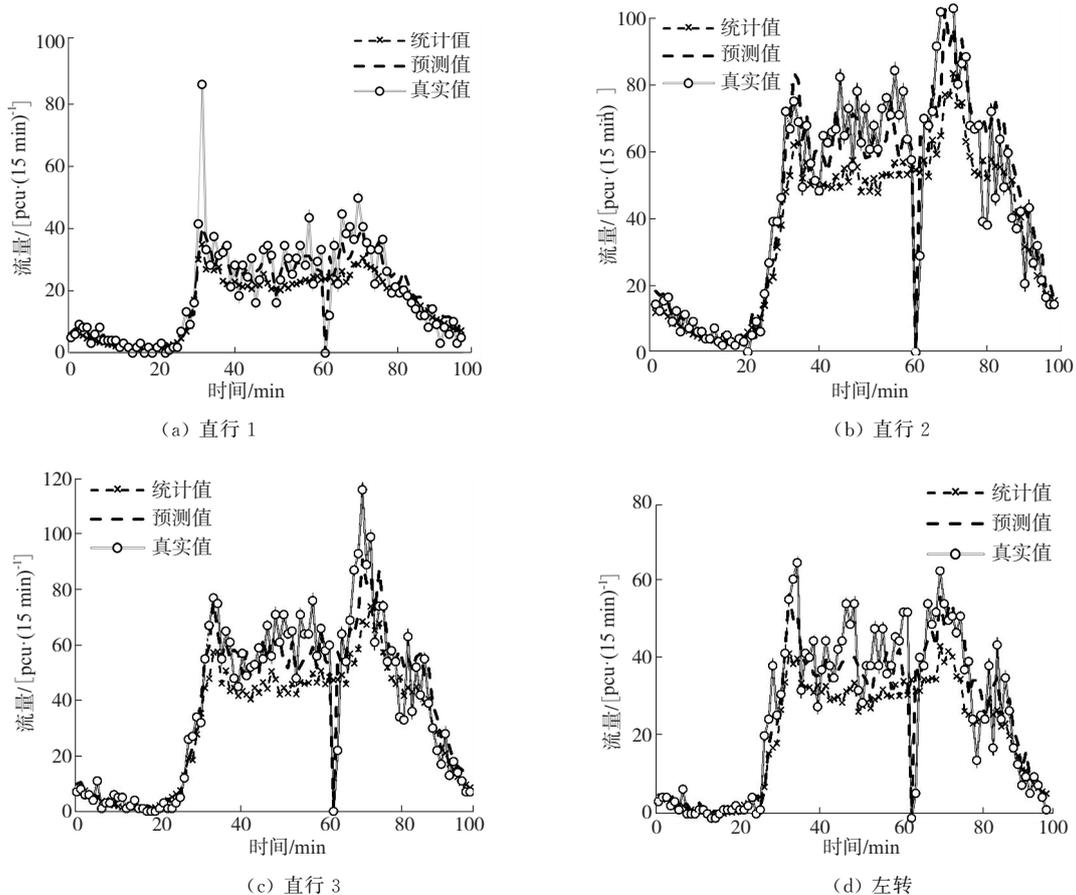


图 2 流量预测结果对比

表 1 流量预测误差对比

车道	模型名称	MAE/[pcu · (15 min) <sup>-1</sup> ]	MSE/[pcu · (15 min) <sup>-1</sup> ] <sup>2</sup>	ACC/%	车道	模型名称	MAE/[pcu · (15 min) <sup>-1</sup> ]	MSE/[pcu · (15 min) <sup>-1</sup> ] <sup>2</sup>	ACC/%
直行 1	历史统计法	6.4	70.0	76.5	直行 3	历史统计法	16.8	421.2	73.3
	马尔科夫法	4.8	36.7	87.3		马尔科夫法	8.0	111.2	82.9
直行 2	历史统计法	6.9	91.4	83.0	左转	历史统计法	9.2	129.7	79.8
	马尔科夫法	4.4	33.9	89.0		马尔科夫法	6.1	57.8	88.0

从表 1 可看出:马尔科夫法的车道流量预测准确率为 82.9%~89.0%,总体准确率达到 86.8%;相

比历史统计法的准确率 78.1%有所提高;平均绝对误差 MAE 和均方误差 MSE 比历史统计法分别下

降 37.8%、61.4%。

异常偏离的识别以 2 倍标准差为标准,当车道流量值低于或高于均值 $\pm 2$  倍标准差时,则该车道

流量超出合理区间,识别过车数据异常。直行 2 车道数据异常偏离的识别结果见表 2。

从表 2 可以看出:全天 96 个时段中,算法识别出

表 2 直行 2 车道的数据异常识别结果

时刻	异常偏离标记	流量均值/[pcu·(15 min) <sup>-1</sup> ]	流量标准差/[pcu·(15 min) <sup>-1</sup> ]	数据库流量/[pcu·(15 min) <sup>-1</sup> ]	实际流量/[pcu·(15 min) <sup>-1</sup> ]	异常说明
1:30	1	10.50	2.17	6	10	数据库流量延迟和车牌识别不准
9:45	1	59.09	4.93	47	59	车牌识别不准
11:00	1	79.14	4.34	60	81	数据库流量异常
11:45	1	67.20	4.46	51	59	车牌识别不准
14:15	1	63.88	3.49	82	83	流量均值预测不准
15:45	1	62.60	5.69	28	68	过车数据中断
17:15	1	99.63	7.55	125	123	流量均值预测不准
19:45	1	63.00	11.36	37	60	数据库流量异常
20:15	1	72.59	3.99	45	83	数据库流量异常
20:45	1	66.84	2.97	48	77	数据库流量异常
22:00	1	41.53	3.17	20	43	数据库流量异常
23:00	1	29.47	4.18	21	29	数据库流量异常

注:数据库流量表示以过车数据库为数据源统计的 15 min 车道流量;实际流量表示通过视频平台、人工记录的 15 min 真实车道流量。

12 个数据异常偏离的时段。与现场视频统计流量相比,相关真实异常(如数据库延迟、数据库流量异常、过车数据中断等)被检测到,识别准确率达 83.3%。但由于均值和方差的预测准确性问题,某些时段被检测为异常。后续需进一步考虑上下游路段的影响,同时提取不同天气和活动情况下流量的变化特征,提高流量预测和异常识别的准确率。

#### 4 结语

该文结合实际电子警察设备的数据异常情况,分析数据延迟、数据缺失和异常偏离的识别方法。根据流量序列的周期性和高度相关性,基于马尔科夫模型预测车道流量的概率分布,利用 EM 算法计算概率分布的均值和标准差,判断车道流量的异常偏离情况。通过对数据进行验证,该方法的流量预测误差和准确率相比统计法均有明显改善,异常偏离的识别准确率达 83%,能应用于电子警察设备的异常识别和数据修复作业。

#### 参考文献:

[1] 朱海峰,刘畅,温熙华,等.均衡流量和饱和度的交通瓶

颈控制[J].控制理论与应用,2019,36(5).

[2] 徐程,曲昭伟,陶鹏飞,等.动态交通数据异常值的实时筛选和恢复方法[J].哈尔滨工程大学学报,2016,37(2).

[3] 江龙晖,姜桂艳,张晓东,等.智能运输系统交通传感器数据的筛选与检验[J].吉林大学学报:工学版,2004,34(1).

[4] 李志敏,易良友,薛平,等.基于小波分析的交通流量异常数据检测[J].计算机应用研究,2011,28(5).

[5] 孟鸿程,陈淑燕.交通缺失数据处理方法比较分析[J].交通信息与安全,2018,36(1).

[6] 秦一菲,马明辉,王岩松,等.基于改进 KNN 算法的交通流异常数据修复方法[J].计算机测量与控制,2018,26(12).

[7] 张天雄.基于 HMM 的通信流量异常检测[J].智能计算机与应用,2018,8(4).

[8] 于泉,姚宗含.交通流预测的马尔科夫粒子滤波方法研究[J].交通运输系统工程与信息,2019,19(2).

[9] 王笑,戚湧,李千目.基于时变加权马尔科夫链的网络异常检测模型[J].计算机科学,2017,44(9).

[10] 韩卫国,王劲峰,胡建军.交通流量数据缺失值的插补方法[J].交通与计算机,2005,23(1).

[11] 潘杰,马超群.基于改进灰色马尔科夫模型的地铁客

(下转第 126 页)

平分力在中跨也大于边跨,故索塔会向中跨部分偏移,与索塔变形结果一致。

表4 成桥阶段斜拉索索力 kN

斜拉索号	索力	斜拉索号	索力
S16	5 422.3	M16	5 564.3
S15	5 317.0	M15	5 143.5
S14	5 325.1	M14	5 538.2
S13	5 353.5	M13	5 469.1
S12	4 924.2	M12	5 427.9
S11	4 874.7	M11	4 930.0
S10	4 361.5	M10	4 902.1
S9	4 297.6	M9	4 855.1
S8	3 635.6	M8	4 120.4
S7	3 618.5	M7	3 598.1
S6	3 168.2	M6	3 580.5
S5	3 160.5	M5	3 138.1
S4	2 775.5	M4	3 064.0
S3	2 680.7	M3	2 919.1
S2	2 008.1	M2	2 173.4
S1	1 765.2	M1	1 912.7

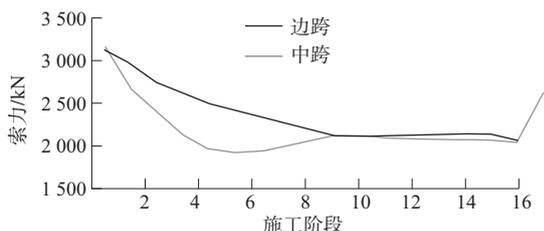


图14 施工阶段5#斜拉索索力

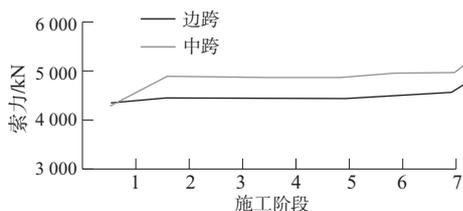


图15 施工阶段15#斜拉索索力

由图14、图15可知:在施工开始的阶段,5#、15#拉索索力有较大变化;随着施工的进行,边跨和中跨的拉索索力趋于平稳;在桥面铺装阶段,由于荷载的施加,索力又发生较大变化。

### 3 结论

(1) 桥面板在各施工阶段和成桥状态的应力分布有很大区别,尤其要注意桥面板在施工过程中的应力控制。

(2) 索塔采用变截面设计有利于索塔应力的均匀分布。索塔的变形主要集中在塔顶,施工时尤其要注意对塔顶位移的监控。

(3) 施工过程中要重点监测索力的变化,若需调整索力,需检测主梁的应力变化。

### 参考文献:

[1] 孙才志,赵雷,陈文元.大跨度结合梁斜拉桥施工阶段静力分析[J].四川建筑科学研究,2012,3(6).

[2] 万良,孙建渊.大跨度部分斜拉桥最大单悬臂阶段几何非线性影响分析[J].佳木斯大学学报,2014,32(4).

[3] 李胜伟.钢-混组合梁斜拉桥施工过程受力性能及非线性影响分析[D].石家庄:石家庄铁道大学,2017.

[4] 肖勇刚,刘智.温度效应对独塔钢混梁斜拉桥的静力特性影响[J].公路与汽运,2009(2).

[5] 刘伟.江津观音岩叠合梁斜拉桥施工过程静力稳定性分析[J].四川建筑,2010(1).

[6] 刘航.双塔组合梁斜拉桥施工全过程静力分析[D].成都:西南交通大学,2015.

[7] 罗鹏.异形斜拉桥施工控制与力学行为研究[D].西安:长安大学,2014.

收稿日期:2019-05-10

(上接第46页)

流预测[J].交通科技与经济,2018,20(6).

[12] 王川,张宝文.基于小波分析与隐马尔科夫模型的短时交通流预测[J].交通节能与环保,2018,14(1).

[13] 毕猛,王安迪,徐剑,等.基于离散马尔科夫链的数据库用户异常行为检测[J].沈阳工业大学学报,2018,1(1).

[14] 卢才武,赵海,江松,等.基于新陈代谢-GM(1,N)马尔科夫的轨道交通客运量预测方法[J].公路交通科技,2018,35(12).

[15] 葛详友,宋伟奇,宾哲桂.基于马尔科夫链的隐写算法设计[J].广西民族大学学报:自然科学版,2017,23(4).

[16] 余绪金,许俊.一种基于有向图的高速公路多义性路径贝叶斯识别方法[J].公路交通科技,2018,35(11).

[17] 韦学武.高速公路交通流随机性和行程时间可靠性研究[D].长春:吉林大学,2016.

[18] 连军艳.EM算法及其改进在混合模型参数估计中的应用研究[D].西安:长安大学,2006.

[19] 田秀娟,于德新,邢雪,等.交叉口短时流量 CEEMDAN-PE-OSELM 预测模型[J].哈尔滨工业大学学报,2018,50(3).

收稿日期:2019-10-09