

文章编号:1671-6833(2023)06-0105-07

基于长期监测的车辆荷载效应时变极值预测

焦美菊, 郝建名, 陈露丹, 郑元勋

(郑州大学 水利与交通学院, 河南 郑州 450001)

摘要:为建立准确合理的车辆荷载效应极值的概率模型,基于现有的车辆荷载效应极值理论和极值模型,提出一种新的预测模型——区组超阈值模型。首先,采用阈值模型,充分利用已有的监测信息建立相应的超阈值模型;其次,研究超阈值模型和区组最大值模型之间的参数关联,通过点过程构建2种模型之间转换的桥梁,由已建立的阈值模型推导区组最大值模型,进而得到任意使用年限内车辆荷载效应的最大值模型;最后,检验所建立的区组超阈值模型,并结合桥梁的设计使用年限,利用模型外推了10、40、70、100 a车辆荷载应变的概率密度。对某斜拉桥跨中截面5个钢纵向传感器所采集的数据进行建模分析,结果表明:模型诊断图中的P-P图和Q-Q图都具有非常好的线性,经验重现水平所描绘的点均在重现水平的置信度为95%的置信区间内,经验概率密度直方图也与相应的GP分布完美拟合,均证明模型能够很好地模拟和预测实际车流作用下的车辆荷载效应极值。

关键词:极值理论;监测信息;区组超阈值模型;车辆荷载;模型检验

中图分类号:U441+.2;U448.22

文献标志码:A

doi:10.13705/j.issn.1671-6833.2023.03.020

随着中国国民经济的提高和交通运输行业的快速发展,车型日益复杂化并且车辆数量也在持续增加,导致车辆荷载成为威胁既有大型桥梁运营安全的重要因素^[1]。因此,建立准确合理的车辆荷载效应极值模型成为在役大型桥梁结构安全性评估和可靠度研究的关键所在^[2]。然而,车辆荷载受到多种因素的影响,具有随机性大、时变性强等特点,导致车辆荷载效应及其分布也具有高度不确定性^[3]。如何建立更加准确有效的荷载效应极值预测模型,一直是相关领域研究的热点与重点^[4]。

Xia等^[5]用Gumbel分布拟合相对较短时间内记录的车辆荷载极值,并用其拟合分布来推断长期的荷载效应极值;Obrien等^[6]针对实际车辆荷载具有非平稳随机的特点,假定作用过程可以分解为若干个短期平稳过程,并采用GEV(generalised extreme value distributions)分布对其进行拟合,进而得到实际车辆荷载的效应极值模型;Zhou等^[7]在桥梁车辆荷载受多种因素影响而不满足独立同分布时,提出混合超阈值法的GPD(generalised pareto distribution)模型来预测车辆荷载效应极值,得出更加准确

合理的预测结果;周军勇等^[8]分析混合超阈值方法的难点,并解决了样本数据独立性检验、阈值选取以及参数修正等重要问题。

GEV模型在数据选择时一个区组只取其最大值,不能很好地利用数据分布尾部的已有信息,样本数据利用不经济^[9]。GPD模型虽然能充分利用数据中的有效信息,但是模型不包含时间信息,不能体现车辆荷载的时变特性^[10]。基于此,本文将2种模型结合起来,建立一种更加符合实际车辆荷载效应极值的概率模型,从而保障既有大型桥梁的运营安全。

1 极值理论及极值模型

1.1 广义极值分布与区组最大值模型

荷载效应建模的理论基础是极值统计理论^[11]。令 $M_n = \max(X_1, X_2, \dots, X_n)$, X_1, X_2, \dots, X_n 为独立同分布的随机变量,分布函数为 $F(x)$ 。如果存在常数列 $\{a_n > 0\}$ 和 $\{b_n\}$,当 $n \rightarrow \infty$ 时,使得

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Pr\left(\frac{M_n - b_n}{a_n} \leq x\right) = H(x), x \in \mathbf{R}. \quad (1)$$

收稿日期:2023-05-11;修订日期:2023-06-12

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51878623);河南省高等学校重点科研资助项目(20B560019)

作者简介:焦美菊(1981—),女,河南开封人,郑州大学讲师,博士,主要从事桥梁结构健康监测及结构安全性能评估研究,E-mail:jiaomj@zzu.edu.cn。

引用本文:焦美菊,郝建名,陈露丹,等.基于长期监测的车辆荷载效应时变极值预测[J].郑州大学学报(工学版),2023,44(6):105-111.(JIAO M J, HAO J M, CHEN L D, et al. Time-variant extreme value prediction of vehicle load effect based on long-term monitoring[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(6): 105-111.)

成立,其中 $H(x)$ 为非退化的分布函数,引入位置参数 μ 和尺度参数 σ ,可以采用统一的表达式^[12]:

$$\begin{cases} H(x;\mu,\sigma,\xi) = \exp\left[-\left(1+\xi\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^{-1/\xi}\right]; & (2) \\ 1+\xi(x-\mu)/\sigma > 0. \end{cases}$$

式中: $\mu,\xi\in\mathbf{R};\sigma>0$; H 为广义极值分布; ξ 为形状参数。当 $\xi=0$ 时, H 表示 Gumbel 分布。当 $\xi>0$ 时, H 表示 Fréchet 分布。当 $\xi<0$ 时,对应 Weibull 分布。

根据以上理论,若样本数量充足,则各组数据的最大值服从 GEV 分布,并且利用这些极值数据构建区组最大值模型^[13]。

1.2 广义 Pareto 分布与超阈值模型

如果随机变量 X 的分布函数为

$$\begin{cases} G(x;\mu,\sigma,\xi) = 1 - \left(1+\xi\frac{x-\mu}{\sigma}\right)^{-1/\xi}; & (3) \\ 1+\xi(x-\mu)/\sigma > 0. \end{cases}$$

则称 X 服从广义 Pareto 分布,其中 $\mu\in\mathbf{R}$ 为位置参数; $\sigma>0$ 为尺度参数; $\xi\in\mathbf{R}$ 为形状参数。根据形状参数 ξ 的不同,广义 Pareto 分布也有 3 种表示形式: Pareto I 型、II 型和 III 型分布。

在样本数量较小,或不能按天或月划分时段长度时,为了充分利用数据中的极值信息,有时需要考虑超过某个很大值(称为阈值)的所有数据,并利用这些数据进行建模,即超阈值模型^[14]。

2 区组超阈值模型

2.1 模型的提出和建立

区组超阈值模型将上述 2 种模型相结合,只需要在建立观测序列的超阈值模型后,根据 GP 分布参数得到 GEV 分布参数,然后根据不同时段长度上最大值分布参数之间的关系实现不同时段长度上荷载效应最大值的分布预测。这与原有的超阈值建模步骤组合形成了区组超阈值模型完整的建模步骤^[15]。

2.2 阈值选择

阈值 u 的选择是采用阈值模型进行超阈值建模时的关键, u 的大小直接决定着有效样本的数量。本文采用平均剩余寿命图,对于大于某一合理阈值 u_0 的阈值 u ,样本平均超出量函数是 u 的线性函数,由以下点集构成:

$$\left\{\left(u,\frac{1}{n_u}\sum_{i=1}^{n_u}(x_i-u):u < x_{\max}\right)\right\}。 \quad (4)$$

式中: n_u 为超出阈值 u 的次数,平均剩余寿命图应近似为线性。因此,若图中某一阈值 u_0 以后剩余寿命斜率能保持不变,则这个点通常可以作为一个合理的阈值。

2.3 模型检验

通常采用概率图、分位数图、重现水平图以及概率密度图来评估拟合的 GP 分布的质量^[16]。

(1) 概率图。对于随机变量 X ,给定阈值 u ,记按照从小到大重排序后的超出量为 $y_{(1)}\leq y_{(2)}\leq\cdots\leq y_{(k)}$,拟合的超阈值模型为 \hat{H} ,则称由下述点集构成的图形为概率图(又称 P-P 图)。

$$\{(i/(k+1),\hat{H}(y_{(i)}));i=1,2,\cdots,k\}。 \quad (5)$$

(2) 分位数图。假定 $\hat{\xi}\neq 0$,则分位数图(又称 Q-Q 图)由下列点集构成:

$$\{(\hat{H}^{-1}(i/(k+1)),y_{(i)}),i=1,2,\cdots,k\}。 \quad (6)$$

(3) 重现水平图。在极值分析中,所谓 T 的重现水平 $u(T)$ 就是要求在 T 时间内,超过阈值 $u(T)$ 的平均次数为 1,此时要求每年只有一个观测值^[17]。假定一形状参数和尺度参数分别为 ξ 和 σ 的 GP 分布是随机变量 X 对阈值 u 的超阈值分布。在极值建模中, x_m 为 m 次观测的回归水平。如果每年有 n_y 次观测,则 N 年重现水平就是 $m=Nn_y$ 次观测的重现水平。因此, N 年的重现水平为

$$x_N = \begin{cases} u + \frac{\sigma}{\xi}[(Nn_y f_u)^\xi - 1], & \xi \neq 0; \\ u + \sigma \log(Nn_y f_u), & \xi = 0. \end{cases} \quad (7)$$

由点集 $\{(\log m, x_m)\}$ 构成的轨迹图称为重现水平图。

2.4 参数估计

在对极值进行统计建模时,点过程描述为超阈值模型转换为最大值模型提供了方法。概率知识表明,当 n 很大且 p 接近于 0 时,可以用均值为 np 的泊松分布来近似含有参数 n 和 p 的二项分布^[18]。因此,假定稀有事件发生次数的序列由参数为 λ 的泊松过程控制,那么,在时间间隔 T 内事件发生的次数 N_T 服从均值为 λT 的泊松分布,即

$$Pr\{N_T = k\} = [(\lambda T)^k e^{-\lambda T}]/k!, k = 0,1,2,\cdots。 \quad (8)$$

当已知 GP 分布参数 ξ,σ 和 u 时,可求得相应的 GEV 分布参数 ξ,σ,μ :

$$\sigma = \sigma^* \lambda^\xi; \quad (9)$$

$$\mu = u + \frac{\sigma^*}{\xi}(\lambda^\xi - 1)。 \quad (10)$$

2 种分布的形状参数 ξ 保持不变,且上述 GEV 分布的时间尺度为单位时间。如果求时间间隔为 T 的 GEV 分布参数,由式(8)可知,相应的泊松分布参数为 λT ,则用 λT 代替式(9)~(10)中的 λ 即可得到时间间隔为 T 的 GEV 分布的分布参数:

$$\sigma_T = \sigma^* (\lambda T)^\xi; \quad (11)$$

$$\mu_T = u + \frac{\sigma^*}{\xi} [(\lambda T)^\xi - 1]. \tag{12}$$

式中:形状参数 ξ 仍然保持不变。

3 实例应用

3.1 工程实例简介

本文主要工作围绕某大型斜拉桥结构健康监测系统的监测数据展开。该斜拉桥健康监测系统在主梁上共安装 50 个钢纵向应变传感器,其中,本文应用的钢纵向应变传感器在主跨跨中截面布置及其编号如图 1 所示。

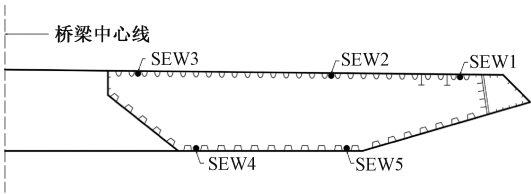


图 1 跨中截面钢纵向应变布置图及其编号
Figure 1 Layout diagram and number of steel longitudinal strain sensors in mid-span

3.2 监测数据的预处理

在对数据进行分析研究之前,需要对原始监测数据进行预处理。传感器失效不工作或者是不能正常工作主要造成以下 3 类异常情况:①传感器能够正常输出数据,但是输出结果为超过正常幅度的不合理极大值或者是极小值;②传感器能够输出信息,但是输出信息为非数值;③传感器不能正常输出信息,造成一段数据的缺失。这些非正常情况都会影响后续研究工作的顺利进行,因此需要进行剔除^[19]。本文所采用数据均为处理后数据。

3.3 车辆荷载效应时变极值模型

根据区组超阈值模型建模方法,首先以传感器 SEW2 在 1 a 内的车辆荷载纵向应变为例来说明超阈值模型建模的具体过程,然后给出其他钢纵向应变传感器的超阈值模型建模结果,并且所有钢纵向应变建模样本时长均为 1 a。

首先,根据平均剩余寿命图选择合理阈值。钢

纵向应变传感器 SEW2 的车辆荷载纵向应变的剩余寿命图及其 95% 置信区间如图 2 所示。图 2 显示,点 $u=30$ 附近,平均剩余寿命曲线有个折角,因此,可以初步判断最小合理阈值 $u_0=30$ 。进一步对不同阈值下的超阈值模型进行 K-S 检验,得到最小合理阈值 $u_0=29$ 。图 3 给出了超阈值概率 $f_u=P(X>u)$ 随阈值 u 的变化曲线。随着阈值 u 的增大,超阈值概率 f_u 迅速减小,超阈值的离散性也显著增大,因此,为了保证模型的可靠性,合理的阈值选择区间可取 $[29,45]$ 。

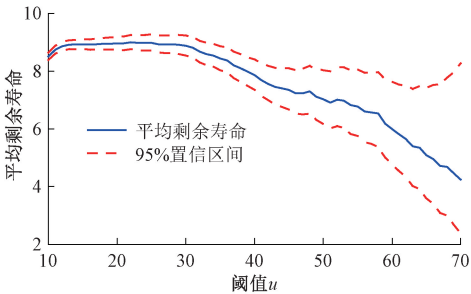


图 2 SEW2 的车辆荷载应变的平均剩余寿命图
Figure 2 MRL plot for vehicle load strain of SEW2

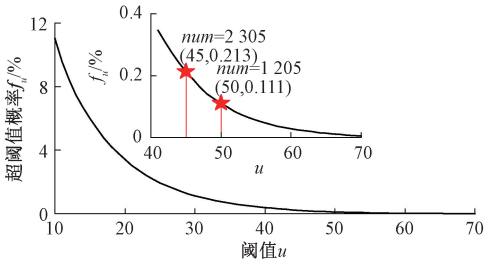


图 3 超阈值概率图
Figure 3 Probability of exceeding threshold plot

其次,采用 $u=35$ 对相应的车辆荷载应变进行超阈值建模,结果如图 4 所示。P-P 图和 Q-Q 图均具有非常好的线性,经验概率密度和拟合的 GP 密度函数也非常吻合。重现水平图显示,由观测样本得到的经验重现水平所描绘的点也均在重现水平的置信度为 95% 的置信区间内。

再次,模型诊断图给出了 GP 分布对经验概率密度直方图的完美拟合。因此,采用 GP 分布拟合

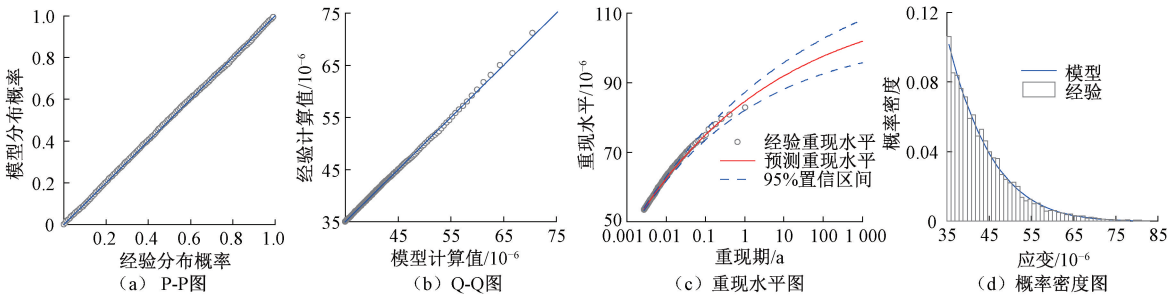


图 4 SEW2 车辆荷载应变超阈值模型诊断
Figure 4 Diagnostic plots of the GPD model for SEW2

车辆荷载压应变对 $u=35$ 的超出量分布是合理的,此时,GP 模型分布参数的极大似然估计为 $(\hat{\xi},\hat{\sigma})=(-0.116,9.420)$,相应的对数似然函数值为 $-22\,510$, $\hat{\xi}$ 和 $\hat{\sigma}$ 的协方差矩阵近似为 $[0.000\,1,-0.001\,2,-0.001\,2,0.022\,3]$ 。

最后,按照上述过程对其他钢纵向应变传感器

位置处的车辆荷载应变进行超阈值模型建模。本文在选择阈值 u_0 时,均对不同阈值的超出量的 GP 分布拟合做了 K-S 检验^[20]。选择能通过 GP 分布拟合的 K-S 检验的最小阈值作为 u_0 ,各应变传感器处车辆荷载应变的平均剩余寿命及所选最小合理阈值如图 5 所示。

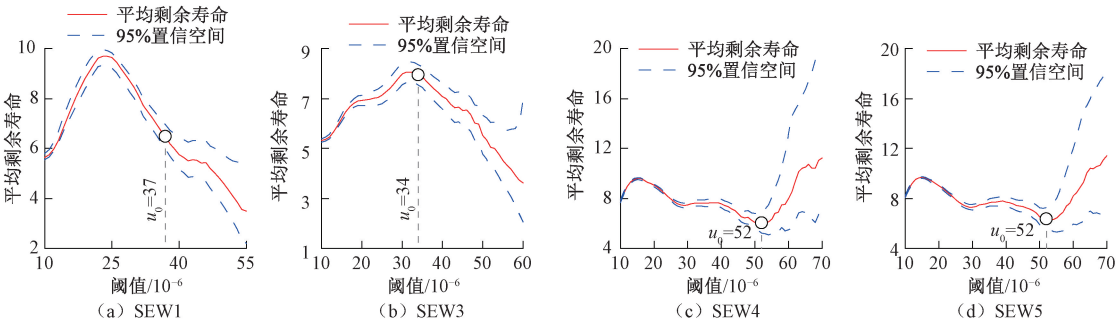


图 5 传感器车辆荷载应变的平均剩余寿命图

Figure 5 MRL plot for vehicle load strain of sensors

根据传感器 SEW2 的建模步骤,对每一处钢纵向应变传感器的车辆荷载应变,选择一合适的阈值,如表 1 所示。

表 1 车辆荷载应变超阈值模型

Table 1 Fitted GPD model parameters

| 编号 | u_0 | u | $f_u/\%$ | $\hat{\xi}$ | $\hat{\sigma}$ |
|------|-------|-----|----------|-------------|----------------|
| SEW1 | 37 | 40 | 0.13 | -0.107 2 | 6.363 9 |
| SEW2 | 29 | 35 | 0.66 | -0.068 5 | 7.402 4 |
| SEW3 | 34 | 35 | 0.32 | -0.137 1 | 8.909 0 |
| SEW4 | 52 | 52 | 0.14 | 0.169 3 | 4.996 0 |
| SEW5 | 52 | 54 | 0.11 | 0.188 1 | 5.032 0 |

根据所建立的 GP 模型,建立 SEW1、SEW3、SEW4、SEW5 车辆荷载纵向应变的模型诊断图,分别如图 6~9 所示。4 幅图中的 Q-Q 图、P-P 图都具有非常良好的线性,虽然在 P-P 图中拟合直线的尾部有个别点稍偏离直线,但是这些偏离直线的点对应的较大车辆荷载应变是由超重车所引起的,而超重车为个别现象,且具有较大的随机性,因此不影响所拟合模型的合理性。

在图 6 和图 7 给出的重现水平图中,由于顶板车辆荷载纵向应变的超阈值分布形状参数 ξ 的估计

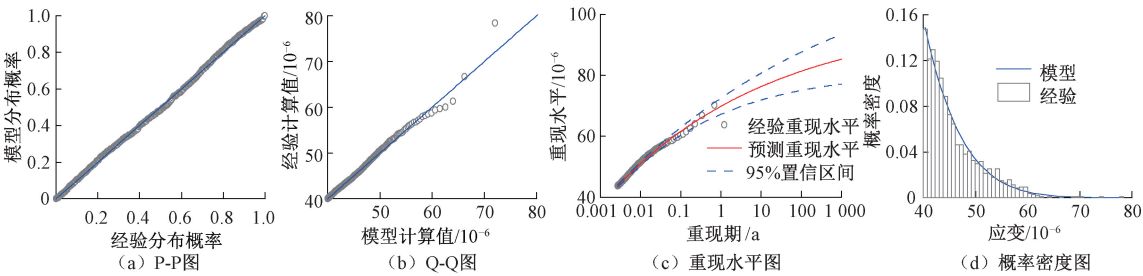


图 6 SEW1 车辆荷载应变超阈值模型诊断图

Figure 6 Diagnostic plots of the GPD model for SEW1

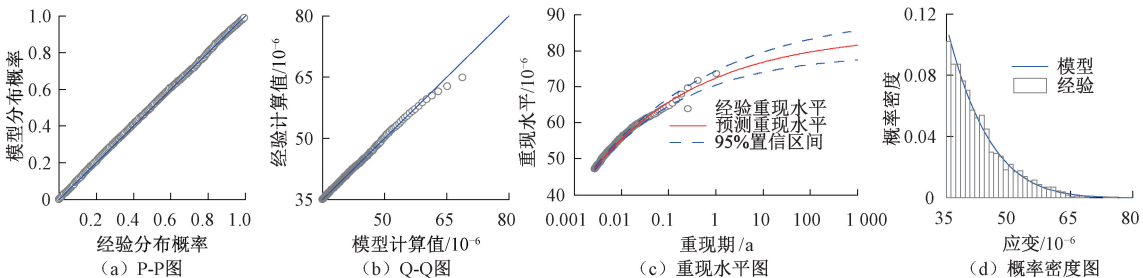


图 7 SEW3 车辆荷载应变超阈值模型诊断图

Figure 7 Diagnostic plots of the GPD model for SEW3

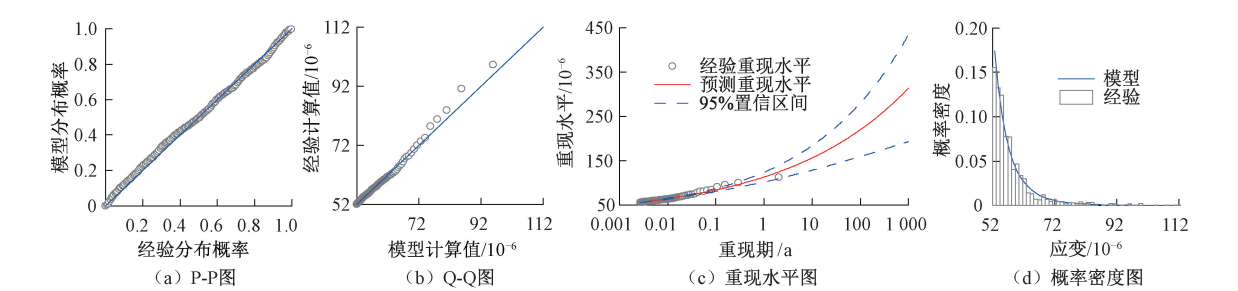


图 8 SEW4 车辆荷载应变超阈值模型诊断图

Figure 8 Diagnostic plots of the GPD model for SEW4

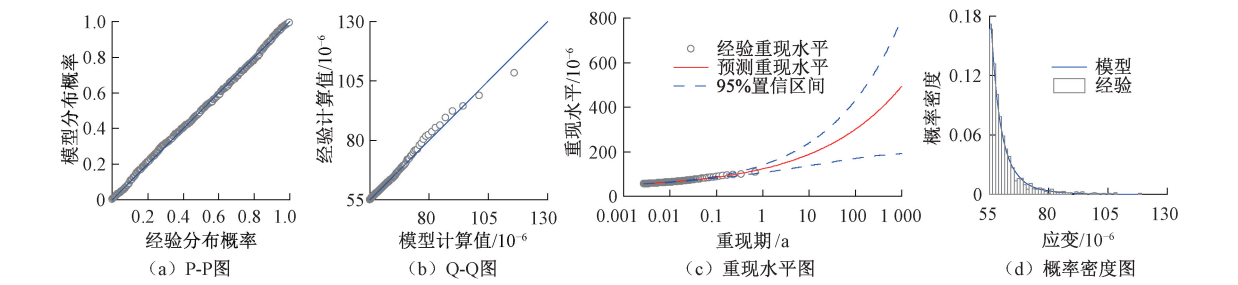


图 9 SEW5 车辆荷载应变超阈值模型诊断

Figure 9 Diagnostic plots of the GPD model for SEW5

值是负值,因此相应的分布支撑就有上限值,故重现水平图也应渐进地趋于某个有限值,所以重现水平曲线也显示了 GP 模型的合理性。由于底板车辆荷载纵向应变的超阈值分布形状参数 ξ 的估计值是正值,则相应的分布支撑的上界无限,故重现水平曲线也应该是趋于无穷大的,如图 8 和图 9 中的重现水平图所示,但是这显然是不合理的,因为车辆荷载应变是不可能无限增大的,由此说明采用 GP 模型的过分外推并不可靠。本文结合所研究桥梁的设计使用年限,外推到 100 a 的重现水平。最后,4 幅图的密度曲线的估计均与经验直方图有很好的吻合。各拟合的 GP 分布的分布参数估计值如表 1 所示。根据该模型参数可以很方便地得到车辆荷载纵向应变的概率密度函数,即图 4 和图 6~9 各模型诊断图中的概率密度图。

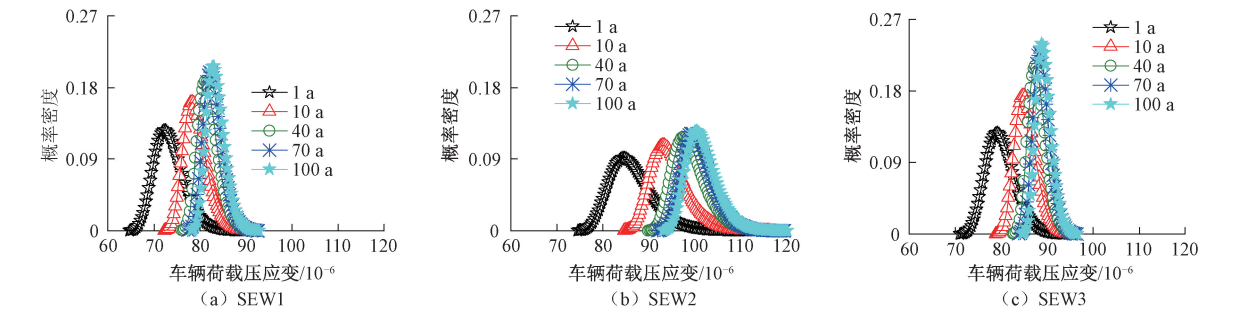
根据式(9)~(10),利用表 1 所给数据即可求得车辆荷载应变的年最大值分布参数(GEV 分布),结果见表 2。表 2 显示,顶板车辆荷载应变极大值模型的形状参数小于 0,而底板的形状参数大于 0,

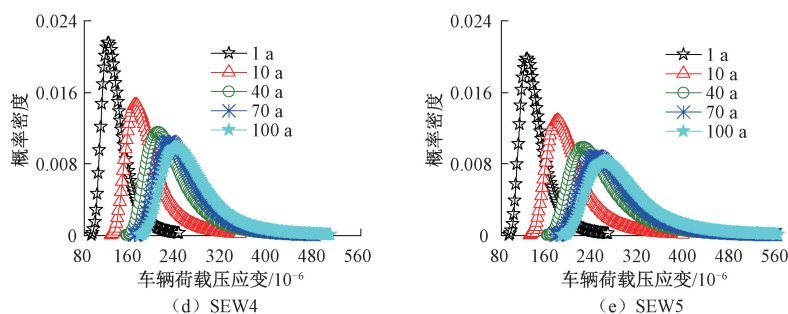
因此,由经典极值理论可知,顶板车辆荷载应变的最大值服从 Fréchet 分布,而底板车辆荷载应变的最大值服从 Weibull 分布。

式(11)~(12)给出了时间长度为 T 时的 GEV 分布参数,将表 2 中年最大值分布参数代入这 2 个公式可得到任意时间长度 T 内车辆荷载应变最大值的 GEV 分布参数,跨中截面车辆荷载应变在 100 a 内的最大值分布的概率密度的变化过程如图 10 所示。

表 2 车辆荷载应变年最大值分布参数

| Table 2 Distribution parameters of annual maximum for vehicle load strain | | | | |
|---|-----------|-------|----------|----------|
| 编号 | λ | ξ | σ | μ |
| SEW1 | 37 | 40 | 0.13 | -0.107 2 |
| SEW2 | 29 | 35 | 0.66 | -0.068 5 |
| SEW3 | 34 | 35 | 0.32 | -0.137 1 |
| SEW4 | 52 | 52 | 0.14 | 0.169 3 |
| SEW5 | 52 | 54 | 0.11 | 0.188 1 |



图 10 年限 T 内车辆荷载应变的概率密度Figure 10 Probability density of vehicle load strain in T years

由图 10 可知,随着预测年限 T 的增大,车辆荷载应变最大值分布向右移动,但是相同时间间隔内移动的幅度越来越小,最后趋于稳定,这显然是合理的,因为无论统计年限有多大,车辆荷载应变都不可能无限地增大。

4 结论

(1) GP 分布的形状参数、尺度参数和阈值与 GEV 分布的形状参数、尺度参数和位置参数可由一个二维的非齐次泊松过程组成的点过程参数 λ 联系起来。

(2) 结合工程实例的样本数据,对钢纵向应变传感器 SEW1、SEW2、SEW3、SEW4 和 SEW5 在 1 a 内的车辆荷载纵向应变进行区组超阈值模型建模,并对模型进行验证,结果表明模型能够和数据完美拟合,证明了模型的优良性。

(3) 采用区组超阈值模型过分外推并不可靠,车辆荷载应变不可能无限增大。因此,不能盲目外推极长重现期的重现水平。根据桥梁使用年限,本文外推了 10、40、70、100 a 车辆荷载应变的概率密度,为桥梁运营期的安全性及可靠性评估提供了一定的依据。

参考文献:

[1] 鲁乃唯,刘扬,MOHAMMAD N. 交通量持续增长下大跨桥梁时变极值外推分析[J]. 工程力学, 2018, 35(7): 159-166.

LU N W, LIU Y, MOHAMMAD N. Extrapolation of time-variant extreme effect on long-span bridge considering steadily growing traffic volume[J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(7): 159-166.

[2] 中华人民共和国交通运输部. 公路桥涵设计通用规范: JTG D60—2015[S]. 北京: 人民交通出版社, 2015.

Ministry of Transport of the People's Republic of China General specifications for design of highway bridges and

culverts: JTG D60—2015[S]. Beijing: China Communications Press, 2015.

[3] GU Y M, LI S L, LI H, et al. A novel Bayesian extreme value distribution model of vehicle loads incorporating decorrelated tail fitting: theory and application to the Nanjing 3rd Yangtze River Bridge[J]. Engineering Structures, 2014, 59: 386-392.

[4] OBRIEN E J, ENRIGHT B, GETACHEW A. Importance of the tail in truck weight modeling for bridge assessment[J]. Journal of Bridge Engineering, 2010, 15(2): 210-213.

[5] XIA M, CAI C S, PAN F, et al. Estimation of extreme structural response distributions for mean recurrence intervals based on short-term monitoring[J]. Engineering Structures, 2016, 126: 121-132.

[6] OBRIEN E J, BORDALLO-RUIZ A, ENRIGHT B. Lifetime maximum load effects on short-span bridges subject to growing traffic volumes[J]. Structural Safety, 2014, 50: 113-122.

[7] ZHOU X Y, SCHMIDT F, TOUTLEMONDE F, et al. A mixture peaks over threshold approach for predicting extreme bridge traffic load effects[J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 2016, 43: 121-131.

[8] 周军勇,石雪飞,阮欣. 多事件混合影响的桥梁车辆荷载效应组合极值预测[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2018, 50(9): 11-18.

ZHOU J Y, SHI X F, RUAN X. Composite extrema prediction of multi-event driven bridge traffic load effects[J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2018, 50(9): 11-18.

[9] LEAHY C, OBRIEN E, O'CONNOR A. The effect of traffic growth on characteristic bridge load effects[J]. Transportation Research Procedia, 2016, 14: 3990-3999.

[10] OBRIEN E J, SCHMIDT F, HAJIALIZADEH D, et al. A review of probabilistic methods of assessment of load effects in bridges[J]. Structural Safety, 2015, 53: 44-56.

[11] COLES S. An introduction to statistical modeling of ex-

treme values[M]. London: Springer Press, 2001.

[12] HU P, ZHOU X, ZHOU Z Y. On the modelling of maximum field distribution within reverberation chamber using the generalized extreme value theory [C] //2020 IEEE MTT-S International Conference on Numerical Electromagnetic and Multiphysics Modeling and Optimization (NEMO). Piscataway:IEEE, 2021: 1-4.

[13] XIA H W, NI Y Q, WONG K Y, et al. Reliability-based condition assessment of in-service bridges using mixture distribution models[J]. Computers & Structures, 2012, 106/107: 204-213.

[14] LIU M, FRANGOPOL D M, KIM S. Bridge safety evaluation based on monitored live load effects[J]. Journal of Bridge Engineering, 2009, 14(4): 257-269.

[15] VAN DE VYVER H. A multiscaling-based intensity-duration-frequency model for extreme precipitation [J]. Hydrological Processes, 2018, 32(11): 1635-1647.

[16] SHAO Y H, WU J M, LI M. Study on quantile estimates of extreme precipitation and their spatiotemporal consistency adjustment over the Huaihe River Basin[J]. Theoretical and Applied Climatology, 2017, 127(1): 495-511.

[17] LIU Y C, HUO X L, LIU Y, et al. Analyzing streamflow extremes in the upper Ürümqi River with the generalized Pareto distribution [J]. Environmental Earth Sciences, 2015, 74(6): 4885-4895.

[18] HOSSAIN I, IMTEAZ M, KHASTAGIR A. Study of various techniques for estimating the generalised extreme value distribution parameters[J]. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering, 2021, 1067(1): 012065.

[19] 翟科玮, 杜朝伟, 郑凤玺, 等. 在役钢筋混凝土 T 形梁桥承载能力的模糊随机评估法[J]. 郑州大学学报(工学版), 2017, 38(4): 88-93.

ZHAI K W, DU C W, ZHENG F X, et al. Load bearing capacity of existing highway RC T beam bridge based on fuzzy stochastic comprehensive evaluation[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2017, 38(4): 88-93.

[20] 梁岩, 张卓航, 班亚云, 等. 多跨连续梁-刚构桥地震易损性分析[J]. 郑州大学学报(工学版), 2023, 44(1): 96-102.

LIANG Y, ZHANG Z H, BAN Y Y, et al. Seismic fragility analysis of multi-span continuous girder-rigid frame bridges[J]. Journal of Zhengzhou University (Engineering Science), 2023, 44(1): 96-102.

Time-variant Extreme Value Prediction of Vehicle Load
Effect Based on Long-term Monitoring

JIAO Meiju, HAO Jianming, CHEN Ludan, ZHENG Yuanxun

(School of Water Conservancy and Transportation, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to establish an accurate and reasonable probability model for extreme value of vehicle load (VL) effect, based on the existing extreme value theories and models of VL effect, a novel prediction model named block over-threshold model was proposed. Firstly, the over-threshold model was established by making full use of the existing monitoring information according to POT method; and then the parameter correlation between the over-threshold model and the block maximum model was studied. A bridge was constructed for their conversion through a point process, afterward the block maximum model was derived from established GPD model. Thus the maximum distribution of VL effect in any T period was predicted. Finally, the established block over-threshold model was tested, and the probability density of VL strain in 10, 40, 70 and 100 a was extrapolated by using the model in combination with bridge design service life. The data collected by five steel longitudinal sensors in mid-span section of a cable-stayed bridge were analyzed and modeled. The results showed that the P-P diagram and Q-Q diagram in the model diagnostic plots all had very good linearity, the points described by the empirical recurrence level were within the 95% confidence interval of the recurrence level, and the empirical probability density histogram also fitted perfectly with the corresponding GP distribution. They all proved that the model could well simulate and predict the extreme value of VL effect with actual traffic flow.

Keywords: extreme value theory; monitoring information; block over-threshold model; vehicle load; model verification