

DOI: 10.3785/j.issn.1008-973X.2021.11.018

基于力学贝叶斯网络的钢桁架安全评估

谭佳丽¹, 方圣恩^{1,2}

(1. 福州大学 土木工程学院, 福建 福州 350108;

2. 福州大学 土木工程防震减灾信息化国家地方联合工程研究中心, 福建 福州 350108)

摘要: 为了评估桁架结构的安全性能, 采用力学贝叶斯网络表示桁架各单元间的逻辑关系. 提出根据力学分析建立网络拓扑, 网络节点变量包括连续型的桁架结构各单元最大应力、离散型的下平纵梁状态及体系状态; 通过条件概率描述节点间的逻辑关系强度, 基于数值分析和抽样实现参数学习, 建立力学贝叶斯网络; 以一榀钢桁架模型的 4 个单元最大应力作为已知证据输入建立的贝叶斯网络, 推理其余单元的最大应力以及体系状态概率. 研究表明: 在监测单元最大应力已知的情况下, 利用力学贝叶斯网络可以估计其余各单元的最大应力值, 评估的所有单元应力与观测值间的决定系数 $R^2=0.9992$, 表现出较强一致性. 与此同时, 更靠近已知单元的估计结果更为精确, 可以为监测点的选取提供参考. 此外, 推理的桁架体系状态概率与观测数据一致, 可以为桁架结构体系安全评定提供参考.

关键词: 钢桁架; 结构安全评估; 力学贝叶斯网络; 条件概率分布; 贝叶斯网络拓扑

中图分类号: TU 322 **文献标志码:** A **文章编号:** 1008-973X(2021)11-2170-08

Safety evaluation of a steel truss using mechanical Bayesian networks

TAN Jia-li¹, FANG Sheng-en^{1,2}

(1. School of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China; 2. National and Local Joint Engineering Research Center for Seismic and Disaster Informatization of Civil Engineering, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: A mechanical Bayesian network was used to express the logical relationship among truss members for safety evaluation of a truss structure. The network topology was established based on mechanical analysis, and the nodal variables included the maximum stress of all the members, the state of the discrete lower longitudinal girder, and the system state. The logical strength between two relevant member nodes was described by conditional probability. A mechanical Bayesian network was established based on numerical analysis and sampling. The four maximum member stresses of the steel truss structure model were input into the established Bayesian network as the known evidence. The maximum stresses of the other members, as well as the state probability of the system, were then deduced. Results show that the mechanical Bayesian network can be used to well estimate the maximum stress of the other nodes (truss members) when the maximum stresses of the monitoring members are known. The coefficient of determination, i.e., $R^2 = 0.9992$, shows that the consistency between the evaluated stress of all elements and the observed data is strong. Simultaneously, the members closer to the known members are estimated in a more accurate way, which can be used as a reference for choosing monitoring members. Furthermore, the inferred state probability of truss system is consistent with the observed data. Thus, the failure probability can be used as an index for safety evaluation of truss structures.

Key words: steel truss; structural safety evaluation; mechanical Bayesian networks; conditional probability distribution; Bayesian network topology

收稿日期: 2020-12-01. 网址: www.zjujournals.com/eng/article/2021/1008-973X/202111018.shtml

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52178276); 福州大学“旗山学者”奖励支持计划资助项目(XRC-1688).

作者简介: 谭佳丽(1992—), 女, 博士生, 从事结构健康监测研究. orcid.org/0000-0003-0798-4252. E-mail: M170510010@fzu.edu.cn

通信联系人: 方圣恩, 男, 教授, 博导. orcid.org/0000-0002-8936-5123. E-mail: shengen.fang@fzu.edu.cn

空间结构、铁路、高速公路等经常采用桁架作为主要承力结构,其杆件主要承受轴向拉压,能充分利用材料强度,增强结构刚度并减轻自重。但空间桁架往往杆件数量多、体系冗余度大,同时存在不确定性因素如节点连接条件、外荷载分布、杆件截面不均匀等^[1],使得准确评估桁架体系安全性的难度较大。

当前对于超静定桁架体系的安全评估主要基于可靠度理论,传统的桁架体系可靠度评估方法依赖复杂的失效模式判别^[2-4],不利于实际应用。长期服役的桁架可靠度主要取决于桁架力学属性及外荷载的变化,同时也影响着桁架的响应输出。近年来,结构健康监测系统在各类工程结构中的应用日趋广泛^[5],监测数据可以作为评估结构安全性的有用信息。但由于传感器的布置有限,监测数据存在不完备性^[6],人工智能方法为处理监测数据及进行安全评估提供了新的可能。

相比于传统的神经网络方法的“黑盒子”模式,贝叶斯网络(Bayesian networks, BN)^[7]为具有逻辑推理的人工智能方法。BN 拓扑为有向无环图,用节点表示变量,联系各节点的有向弧代表节点间的相互逻辑关系,关系强度通过条件概率表(conditional probability table, CPT)或条件概率分布(conditional probability distribution, CPD)^[8-9]表征。近年来 BN 在可靠性分析和风险评估上已有一定应用^[10-14]。BN 类型有离散型、连续型及混合型^[15],分别对应离散型、连续型和离散-连续混合的节点变量。将桁架结构中各单元的最大应力处理成连续变量,可以精确推理出单元应力,有利于桁架结构的安全评估的准确性。而对于桁架结构体系的安全性评估,将体系节点处理成离散型的状态(“安全”或“破坏”)更具实用性,可以直接得到体系的破坏概率。

BN 的建立主要包含 BN 拓扑和其有向弧的 CPT(或 CPD)2 个要素,均可以通过经验确定和基于观测数据参数学习方式得到^[16-19]。前者主观性太强,有时缺乏客观依据,而后者在确定 BN 拓扑时容易导致节点间逻辑关系过于复杂或丢失,比如属于间接关系的节点被有向弧直接连接,或有直接父子关系的节点间不存在有向弧。桁架结构是由杆件(梁)组成的格构体系,当外荷载作用在桁架结点(区别于 BN 节点)上时,各杆内力主要为轴向拉力或压力,交汇于一个结点上的内力合力作用于梁截面。在给定外荷载形式下各杆件

间的力学关系明确,体系力学模型易于建立。因此,基于力学逻辑建立桁架结构的 BN 拓扑是可行且合理的方法。在 BN 拓扑建立后, CPT 和 CPD 可以通过观测数据进行参数学习得到。

本研究针对桁架结构安全性评估问题,提出嵌套力学 BN 方法。将桁架结构各单元最大应力作为 BN 的连续型节点,而体系状态作为离散节点,通过对下平纵梁节点的离散化将 2 种类型的 BN 节点进行关联,形成嵌套力学 BN。首先,根据外荷载和桁架杆件内力分布情况,建立表述桁架单元间逻辑关系的构件层次 BN 拓扑;接着定义桁架体系为独立节点,将离散后的各下平纵梁单元节点与之相联系,建立体系层次的 BN 拓扑。接着通过抽样样本和最大似然估计法对 CPT 和 CPD 进行学习,得到可以用于推理的嵌套力学 BN。提出的嵌套 BN 既能保证单元应力的评估精度,避免信息的损失,又能通过对体系安全评估的直观指标满足现实需求,具有更好的实用性。

1 贝叶斯网络

BN 是形容各节点变量之间概率关系的图模型,由两部分构成:1)网络拓扑,为有向无环图;2)连接节点的有向弧,节点间逻辑关系通过有向弧由起因节点(父节点)指向结果节点(子节点),关系强度采用 CPT(对应离散型)或 CPD(对应连续型)描述。

BN 节点的取值可以是离散的,也可以是连续的,离散型 BN 为最早提出且使用广泛的一种类型。设离散型节点变量 X_i 具有多种状态 $x_{i,j}(j=1, 2, \dots, n)$,其状态概率可以通过贝叶斯公式推理得到^[20], X_i 的所有状态的概率之和为 1.0。如图 1 所示,考虑 X_1 之前的父节点集合 F (包含 X_2 、 X_3 这 2 个父

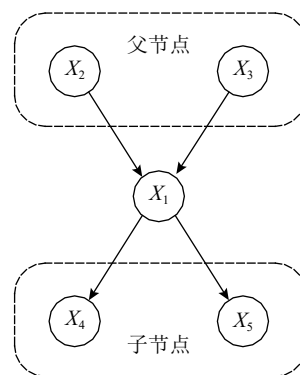


图 1 五节点 BN 模型

Fig.1 A five-node Bayesian network model

节点)和 X 之后的子节点集合 S (包含 X_4 、 X_5 这2个子节点).状态概率 $x_{i,j}$ 的“置信水平”表达式^[21]如下:

$$P(x_{i,j}|e) \propto P(e^S|x_{i,j})P(x_{i,j}|e^F). \quad (1)$$

式中: e 为所有证据, e^S 为子节点证据, e^F 为父节点证据.同一节点各状态概率之和为1.0,因此对节点各状态“置信水平”归一化后即可得到各状态概率.

离散型BN节点间逻辑关系强度通过CPT表示,CPT中元素为父节点状态组合下子节点的状态概率,可以通过对观测数据进行参数学习得到.

在实际工程中,连续变量普遍存在,对于连续型BN节点,可以将节点变量进行离散化,或考虑成服从某一分布的连续函数.节点离散化若划分过粗将影响节点变量的分辨率,而划分过细容易出现极端概率情况,影响BN建模及推理.因此在更高节点精度需求下,可以假设连续型BN节点服从高斯分布,设节点变量用 $X=(X_1, X_2, \dots, X_n)$ 表示,则均值向量 $\mu=[\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_n]$ 和协方差矩阵 $S(n \times n)$ 中元素 μ_i 和 σ_{ij} 可以表示为

$$\mu_i = E(X_i), \quad (2)$$

$$\sigma_{ij} = E[(X_i - \mu_i)(X_j - \mu_j)]. \quad (3)$$

父节点集合 Π_i (共有 f_i 个节点)与子节点 X_i 相连的有向弧的CPD所服从分布^[22]如下:

$$f(X_i|\Pi_i) \sim N\left(\mu_i + \sum_{j=1}^{f_i} \beta_{ij}(x_j - \mu_j), v_i\right). \quad (4)$$

式中: β_{ij} 为节点 X_i 和 X_j (Π_i 中)的回归系数,表示节点 X_i 和 X_j 的关系强度,若 $\beta_{ij}=0$,表示 X_j 不是 X_i 的父节点; x_i 为变量 X_i 的某个样本值; v_i 为 X_i 的条件方差. v_i 可以表达为

$$v_i = S_i - S_{\Pi_i} S_{\Pi_i}^{-1} S_{\Pi_i}^T. \quad (5)$$

式中: S_i 为 X_i 的无条件方差, S_{Π_i} 为 X_i 与 Π_i 中变量间的协方差向量, S_{Π_i} 为 Π_i 中变量的协方差矩阵.

BN的2个关键要素是网络的几何拓扑和CPT(或CPD),若各节点间逻辑关系明确,则可以建立拓扑,仅对CPT(或CPD)进行学习,以大幅减小所需的观测数据量.学习CPT(或CPD)最常用最大似然估计法和贝叶斯方法,当观测数据数目较多时,最大似然法的收敛性质更佳,下面以一榀钢桁架结构为例进行说明.

2 钢桁架结构力学BN

工程桁架结构往往受恒荷载和活荷载的组合

作用.本研究以一下承式桁架桥结构为例,阐述力学BN模型的构建方法.假设恒荷载为作用于下平纵梁的均布荷载,活荷载为沿下平纵梁移动的随机集中荷载.以下将对组合荷载作用下的桁架结构力学BN进行说明.

2.1 BN节点变量类型

为了评估桁架结构体系的安全性能,提出一种力学BN,节点变量包含离散型节点和连续型节点,为以下3种类型.

1)各单元最大应力(连续型).假设桁架结构破坏过程中杆件的破坏由材料强度控制,即暂不考虑失稳.在钢桁架结构系统中,构件中的应力大小决定了材料所处的性能状态,进而影响桁架结构的安全性能.与此同时,应变监测是桥梁健康监测系统中常见的监测类型,应力可以由应变推算得到,在监测数据处理过程中某时段内局部最大值亦为重要数据特征.因此本研究将桁架结构划分为不同的单元,每个单元在恒荷载及移动荷载作用下的最大应力(分别指拉或压的最大应力)作为BN模型中的节点变量.在BN建立过程中此类节点变量用高斯分布进行处理.

2)体系状态(离散型).为了获得表征体系的量化指标,设置1个离散型体系节点,具有“安全”和“破坏”2种状态,其状态概率之和为1.0,其状态概率可以作为体系安全评估的参考指标.

3)离散化的下平纵梁单元节点.为了将连续型节点变量(各桁架单元节点)和离散型节点进行耦合建模,对体系节点的父节点(各下平纵梁单元)进行离散化.考虑到钢材不同受力阶段是其安全性能的重要参考指标,因此离散化后的下平纵梁单元包含3种状态:“弹性”、“塑性”和“破坏”,其状态概率之和为1.0.

2.2 力学BN拓扑构建方法

在桁架结构中交汇于同一结点的杆件会保持力学平衡,某一(部分)杆件内力水平的变化将直接影响其他杆件的受力情况.同时,超静定桁架的某一(部分)杆件破坏后会形成新的桁架,在剩余杆件间发生内力重分配,形成新的力学平衡关系,往往使得与破坏相邻的杆件内力变大.因此,BN中相邻单元间的逻辑关系可以通过有向弧表达,弧的方向可以根据其当前最大应力状况和材料极限应力来判断.

首先,以桁架结点为界限划分各个单元,包括杆件单元和梁单元.令BN节点数等于桁架结构

中单元数目,然后选取具代表性的荷载组合(恒荷载和移动荷载的样本均值)作用于桁架结构,令杆件 i 的最大应力 σ_{\max} 与材料极限应力 σ_b 比值为 $\gamma_i = \sigma_{\max}/\sigma_b$,有向弧方向为 γ_i 大的杆件指向小的杆件,以此建立单元层次 BN 拓扑.

其次,由于本研究以一座实际桁架桥为背景进行 BN 建模,下纵梁主要承受车辆荷载,考虑到下平纵梁破坏将直接影响桁架桥的正常使用,因此 BN 拓扑中将离散化的下平纵梁单元节点作为体系节点的父节点,由此得到体系 BN 拓扑.最后,将单元层次 BN 和体系 BN 相嵌套,合成为同时包含单元和体系节点的力学 BN 拓扑.

须说明的是,桁架结构中各构件节点也通过下平纵梁节点间接指向了体系节点,各构件节点的应力变化对体系安全性能的影响可以通过 BN 推理时信息随拓扑图的传递得到体现.

2.3 CPD 和 CPT 参数学习

在确定桁架 BN 拓扑并定义了单元、体系节点后,须进一步确定节点间的 CPD(连续节点)及 CPT(离散节点).本研究采用数值模拟得到的观测数据学习 CPD 及 CPT 的参数.考虑到杆件加工时截面几何尺寸不可避免地存在误差,定义各杆件的截面积为服从正态分布的随机变量.在外荷载方面,设桁架下平纵梁均布荷载(恒荷载)为确定值,而作用于桁架下平纵梁的移动集中荷载(活荷载,如车辆荷载)在运营阶段存在幅值变化,考虑不确定性将外荷载设定为服从正态分布的随机变量.构建一组 BN 观测数据的具体步骤如下:1)建立桁架的数值模型,对上述 2 种随机变量进行蒙特卡洛抽样,将得到的一组变量样本输入数值模型;2)计算恒荷载及活荷载在沿下平纵梁移动过程中各单元的最大应力;3)结合材料的本构关系判断各下平纵梁单元的状态:“弹性”、“塑性”或“破坏”;4)通过桁架下平纵梁的破坏与否来判断桁架结构体系的安全状态(“安全”或“破坏”).重复上述步骤获得 n 组用于 CPD 和 CPT 参数学习的观测数据;最后采用最大似然估计法,根据观测数据与变量参数间的相似程度判断观测数据与模型的拟合程度.似然函数的一般形式为

$$L(\theta; D) = P(D|\theta) = \prod_{m=1}^M P(x_i^m|\theta). \quad (6)$$

式中: D 为观测数据集; θ 为 CPD 和 CPT 中表示条件概率的参数; x_i^m 为 BN 节点 X_i 的第 m 个观测数据, M 为观测数据集 D 中的数据量.

3 钢桁架安全性评估流程

基于连续型 BN 的桁架安全性评估可以分为以下步骤(见图 2).1)对各桁架结构单元、体系状态进行 BN 节点编号.2)选取具有代表性的荷载组合(恒荷载和移动荷载的样本均值)作用于桁架结构,计算荷载移动过程中各杆件最大应力 σ_{\max} 与极限应力 σ_b 的比值 $\gamma_i = \sigma_{\max}/\sigma_b$.3)对于桁架中交汇于一点的相邻单元,其 BN 节点间通过有向弧连接,有向弧的方向为 γ_i 大的杆件指向 γ_i 小的杆件,依此类推.对于相连于同一节点且 γ_i 大小相等的 2 个单元,以离顶层父节点近的杆件指向离顶层父节点远的杆件.最后得到桁架单元层次的 BN 拓扑.4)设置一个桁架体系状态节点,并将离散化的下平纵梁单元节点均通过有向弧指向体系节点,此时下平纵梁单元间没有联系,得到体系的 BN 拓扑.再将体系 BN 与单元 BN 合并,形成嵌套拓扑模式.5)使用 2.3 节介绍的方法获得 n 组用于 CPD 和 CPT 参数学习的观测数据,用于学习 CPD 和 CPT 的参数.至此用于桁架安全性评估的力学 BN 构建完成.6)在有新证据加入时,采用 BN 推理各单元的最大应力、下平纵梁单元状态概率和桁架体系状态概率.

须说明的是,用于 CPD 和 CPT 参数学习的观测数据来自于数值模拟,包括所有杆件和系统节点的不同状态,符合土木工程实际情况(即结构具有唯一性,难以获取大量测试样本).而证据

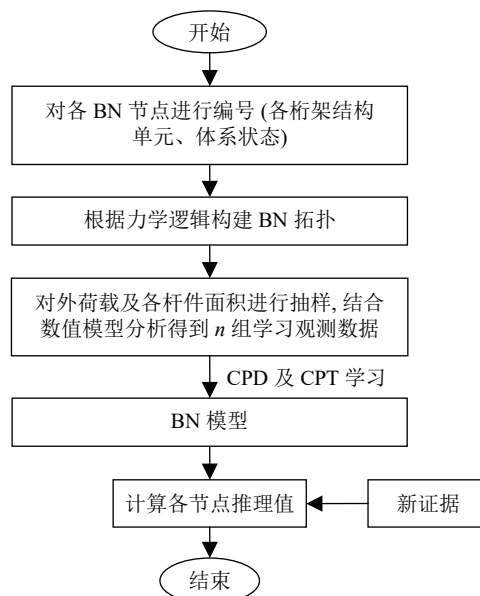


图 2 桁架 BN 构建流程

Fig.2 Flowchart of truss BN establishment

指的是实际观测中所获取的某个或部分节点(单元)状态信息,即在利用力学 BN 评估桁架安全性时,无须获取所有节点信息,增强了实用性。

4 钢桁架模型验证

如图 3 所示,本研究采用一榀三维钢桁架模型验证所提出方法的可行性,此类桁架形式常见于铁路桥梁,具有典型性。上、下平纵梁采用 H 型钢,高度 $h=100$ mm,宽度 $w=100$ mm,截面积 $A=2\,159$ mm²,惯性矩 $I_x=3.86\times 10^6$ mm⁴, $I_y=134\times 10^6$ mm⁴。腹杆采用外径 17 mm、内径 13 mm 的钢管,截面积为 94 mm²。腹杆通过螺栓与节点板进行连接,连接处腹杆为实心,节点板焊接于上下平纵梁相应位置。在杆件材料特性方面,弹性模量均值为 188 GPa,屈服强度为 365 MPa,极限抗拉强度为 536 MPa。如图 4 所示,在下平纵梁处作用均布恒荷载, $g=120$ kN/m;此外,还作用了一沿下平纵梁纵向移动的随机荷载 Q ,服从均值为 60 kN 的正态分布,以模拟行驶于桥上的车辆荷载。

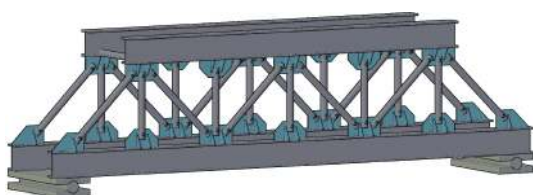


图 3 钢桁架模型简图

Fig.3 Schematic diagram of a steel truss model

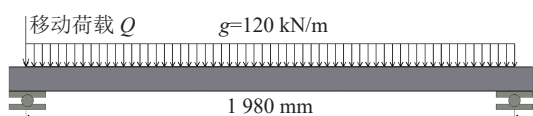


图 4 下平纵梁荷载

Fig.4 Loading condition of lower longitudinal girder

4.1 桁架 BN 拓扑建立

对桁架结构模型中各构件单元进行编号,如图 5 所示。设 BN 节点编号①、②、③、...、④7 分别表示桁架单元(杆、梁)①、②、③、...、④7, ④8 节点定义为体系状态节点。以桁架结构的正面一侧为例,分析其 BN 拓扑图。

首先,设恒荷载为 $g=120$ kN/m,移动荷载为 60 kN,计算荷载移动过程中各杆件的最大应力 σ_{\max} 与材料极限应力 σ_b 的比值 $\gamma_i = \sigma_{\max}/\sigma_b$ 。由于各杆件是通过桁架结点进行连接的,在任一结点 P_i 上都会形成力的平衡关系,同一结点 P_i 相连的各杆件所对应的 BN 节点之间通过有向弧进行连

接。对图 5 中的桁架结点 P_1 进行分析,与其连接的有 3 根杆件,编号为:①、②⑥,这 3 个 BN 节点通过有向弧连接,有向弧的方向为 γ 大的指向小的杆件。以此类推,以桁架结点 P_i 为单位,对每个桁架结点 P_i 进行拓扑分析,从而得到如图 6 所示单元层次的拓扑。图中,橙色部分表明各单元节点连接于同一桁架结点 P_i 。

桁架体系节点编号为④8,为离散节点,包含 2 种状态:安全和破坏。与此同时,离散化的下平纵梁节点包含 3 种状态:弹性、塑性和破坏。下平纵梁的受力状态均对体系的安全性能有影响,因此代表下平纵梁的离散化节点①、②、③、②⑥、②7、②8通过有向弧指向体系节点④8,以构建体系层次的 BN 拓扑。最后,如图 6 所示,将单元 BN 拓扑和体系 BN 拓扑相结合,通过嵌套的方式得到用于桁架结构安全性评估的 BN 拓扑。

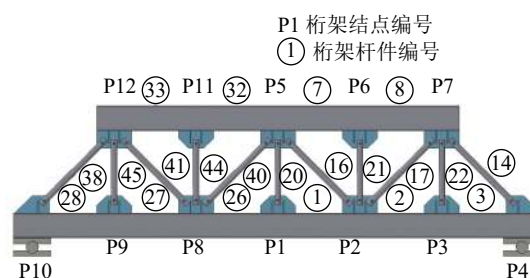


图 5 钢桁架模型构件编号

Fig.5 Component numbering of steel truss model

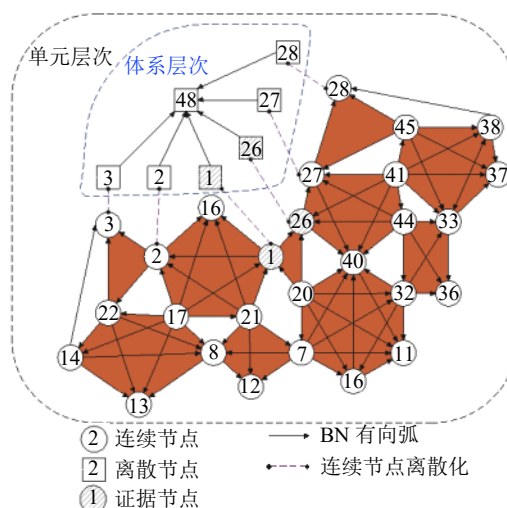


图 6 桁架 BN 拓扑图 (桁架正面)

Fig.6 Truss BN Topology (front of truss)

4.2 观测数据库的构建及参数学习

假设恒荷载 $g=120$ kN/m,为确定值;移动荷载 Q 服从正态分布,均值为 60 kN,标准差为 18 kN (以 90% 概率落在区间 $[0.5\times 60, 1.5\times 60]$ kN);各桁

架杆截面积 A 服从正态分布, 均值为 95 mm^2 , 标准差为 11.4 mm^2 (以 90% 概率落在区间 $[0.8 \times 95, 1.2 \times 95] \text{ mm}^2$). 为了简化分析, 定义杆件材料本构为双线性随动强化模型, 切线模量取弹性模量的 0.2 倍, 即 $188 \times 0.2 = 37.6 \text{ GPa}$.

对截面积和外荷载进行抽样, 结合有限元分析得到不同样本下各单元最大应力. 随后对各下平纵梁单元进行状态划分: “弹性”、“塑性”或“破坏”, 同时根据当前下平纵梁单元的状态判断桁架状态为“安全”或“破坏”. 然后将所有单元最大应力、下平纵梁状态和体系节点状态作为 1 组观测数据, 并以同样方法获取了 10000 组观测数据, 用于学习连续型 BN 节点的 CPD 参数及离散型节点的 CPT 参数.

4.3 桁架安全性评估

为了验证 BN 安全评估的效果, 构建一组参考数据, 各参数为确定值. 当移动荷载为 60 kN 时, 通过数值模拟计算出各单元最大应力和体系状态, 获得 1 组数据 (48 个节点), 用于对比 BN 模型的推理结果. 在荷载移动过程中, 单元①⑦、①⑨、②①、②②、②④、②⑤、④①、④③、④④、④⑤、④⑥、④⑦陆续进入塑性, 下平纵梁均为弹性状态, 体系的状态为安全.

为了模拟在实践中受监测成本和安装条件的限制而只能监测部分构件的情况, 选取下平纵梁跨中的 3 个梁单元以及 1 个内力较大的杆单元作为已知证据点, 分别为节点①、④、②⑥、④③. 假设其中 4 个节点变量 (节点①、④、②⑥的最大应力均为

178.5 MPa , 节点④③的最大应力为 382.2 MPa) 是已知的.

将已知节点变量作为证据输入 BN 模型中, 对其他节点进行 BN 推理, 将得到的结果与有限元分析结果进行对比, 如图 7 所示. 图中, σ_{\max} 为最大应力, NO 为节点编号, 1~10、26~35 号节点为上下平纵梁单元编号, 11~25、36~47 号节点为各杆件单元节点, 采用决定系数 $R^{2[23]}$ 来表征 BN 推理值和观测值的符合程度, $R^2 = 0.9992$, 非常接近 1.0, 表明本研究方法对各单元最大应力的推理值与观测值较符合. 此外, 由图 7 可知, 对于纵梁单元的评估结果较为准确, 这是由于已知证据节点多为纵梁单元节点, 在 BN 拓扑中纵梁单元节点和已知节点的路径较短, 评估效果最好. 其次, 图中数根单元的应力均大于 250 MPa , 相对更为危险. 其中应力评估误差较大的单元为②⑥号杆单元, 观测值为 362.4 MPa , 而 BN 推理值为 331.3 MPa , 误差为 8.6%, 相对梁单元, 杆单元对体系安全性影响更小, 考虑经济性, 在接受的范围内可以容许一定的误差. 与此同时, 离散化后的下平纵梁单元状态概率如表 1 所示. 可以看出, 下平纵梁单元的状态皆大概率为弹性, 与图 7 中相应单元应力情况基本一致. 此时所推理的体系破坏概率为 0.0%. 对单元应力、下平纵梁单元状态概率及体系状态概率的推理结果验证了本研究所提方法的可行性, 且体系破坏概率可以为桁架结构的安全性评估提供量化的参考指标.

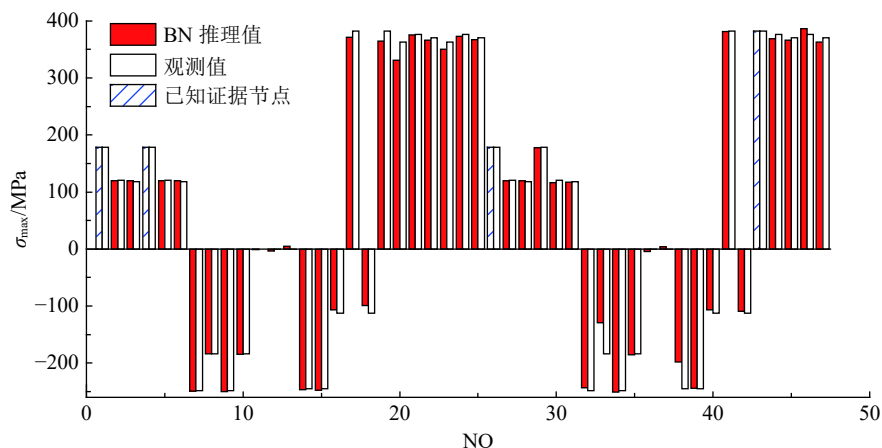


图 7 桁架单元最大应力推理

Fig.7 Maximum stress inference of truss members

5 结 论

(1) 当外荷载作用形式明确时, 桁架各杆件

具有明确的力学关系, 也是土木工程结构的特点, 可以据此确定桁架构件层次 BN 拓扑, 避免复杂的网络拓扑学习过程.

(2) 在已知 BN 拓扑情况下, 采用数值模拟得

表 1 下平纵梁单元及体系状态概率

Tab.1 State probabilities of lower longitudinal girder members and system

节点号	弹性概率	塑性概率	破坏概率
1~6	1.00	0.00	0.00
26~28	1.00	0.00	0.00
29	0.90	0.10	0.00
30-31	1.00	0.00	0.00
48(体系)	安全概率(1.00), 破坏概率(0.00)		

到的观测数据具有较好的完备性,避免了实际工程中因为成本因素无法监测所有构件的局限性,有利于 CPD 和 CPT 的学习,所建立的 BN 具有较好的推理能力。

(3) 本研究方法可以仅根据部分杆件的状态监测结果,较为准确地推算其他单元的最大应力(决定系数 $R^2 = 0.9992$,且离已知单元近的单元效果更佳)、桁架结构体系的状态概率。观测证据所包含的杆件越多,体系安全性评估结果越准确,且离已知节点路径越短,评估效果越佳,具有较好的应用前景。

作为初步的创新性探索,本研究采用相对简单的桁架结构模型验证其可行性,便于方法示例和理解。而本研究方法可以拓展于更复杂的结构体系,比如空间网格和受力状况不是特别明确的结构,因为力学 BN 模型的构建是基于大量样本学习,推理过程根据贝叶斯推断,具备一定的容错性。当复杂结构在外荷载作用下的构件受力可以分析时,即可进行拓扑构建和参数学习。当然,为了保证复杂桁架结构安全评估的精度,证据节点的选取和数量有待进一步研究(一般证据节点越多识别效果越好,离证据节点越近的杆件评估精度越好)。

参考文献 (References):

- [1] 胡长远,唐和生,薛松涛,等. 桁架结构可靠性优化设计的微分演化算法 [J]. 江苏大学学报: 自然科学版, 2013, 34(2): 234-238.
HU Chang-yuan, TANG He-sheng, XUE Song-tao, et al. Differential evolution algorithm of reliability optimization for truss structure [J]. *Journal of Jiangsu University: Natural Science Edition*, 2013, 34(2): 234-238.
- [2] KUBICKA K, RADON U. Proposal for the assessment of steel truss reliability under fire conditions [J]. *Archives of Civil*

Engineering, 2015, 61(4): 141-154.

- [3] 何江飞,高博青. 桁架结构的易损性评价及破坏场景识别研究 [J]. 浙江大学学报: 工学版, 2012, 46(9): 1633-1637.
HE Jiang-fei, GAO Bo-qing. Vulnerability assessment and failure scenarios identification of truss structures [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2012, 46(9): 1633-1637.
- [4] 陈卫东,李建操,于艳春,等. 高效识别桁架结构主要失效模式的一种新方法 [J]. *力学学报*, 2013, 45(2): 236-244.
CHEN Wei-dong, LI Jian-cai, YU Yan-chun, et al. A new method of identifying main failure mode about truss structure [J]. *Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics*, 2013, 45(2): 236-244.
- [5] BROWNJOHN J M W. Structural health monitoring of civil infrastructure [J]. *Philosophical Transactions: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, 2007, 365(1851): 589-622.
- [6] DING Z, LI J, HAO H. Structural damage identification by sparse deep belief network using uncertain and limited data [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2020, 27(5): 1-20.
- [7] 黄影平. 贝叶斯网络发展及其应用综述 [J]. *北京理工大学学报*, 2013, 33(12): 1211-1219.
HUANG Ying-ping. Survey on Bayesian network development and application [J]. *Transactions of Beijing Institute of Technology*, 2013, 33(12): 1211-1219.
- [8] ZHU M M, LIU S Y, JIANG J W. A novel divergence for sensitivity analysis in Gaussian Bayesian networks [J]. *International Journal of Approximate Reasoning*, 2017, 90: 37-55.
- [9] GOMEZ-VILLEGAS M A, MAIN P, SUSI R. The effect of block parameter perturbations in Gaussian Bayesian networks: sensitivity and robustness [J]. *Information Sciences*, 2013, 222: 439-458.
- [10] LANGSETH H, PORTINALE L. Bayesian networks in reliability [J]. *Reliability Engineering and System Safety*, 2007, 92(1): 92-108.
- [11] WEBER P, MEDINA-OLIVA G, SIMON C, et al. Overview on Bayesian networks applications for dependability, risk analysis and maintenance areas [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2012, 25(4): 671-682.
- [12] TIEN I, KIUREGHIAN A D. Reliability assessment of critical infrastructure using Bayesian networks [J]. *Journal of Infrastructure Systems*, 2017, 23(4): 04017025.
- [13] 吴子燕,王其昂,孙鸿宾,等. 基于链式贝叶斯网络的结构可靠性分析 [J]. *计算力学学报*, 2016, 33(1): 22-27.
WU Zi-yan, WANG Qi-ang, SUN Hong-bin, et al. Structural reliability analysis based on chain-like Bayesian network [J]. *Chinese Journal of Computational Mechanics*, 2016, 33(1): 22-27.
- [14] FANG S E, TAN J L, ZHANG X H. Safety evaluation of truss

- structures using nested discrete Bayesian networks [J]. **Structural Health Monitoring**, 2020, 19(6): 1924–1936.
- [15] 贺炜, 潘泉, 张洪才. 贝叶斯网络结构学习的发展与展望 [J]. **信息与控制**, 2004, 33(2): 185–190.
- HE Wei, PAN Quan, ZHANG Hong-cai. Development and prospect of Bayesian network structure learning [J]. **Information and Control**, 2004, 33(2): 185–190.
- [16] 柴慧敏, 赵昀瑶, 方敏. 利用先验正态分布的贝叶斯网络参数学习 [J]. **系统工程与电子技术**, 2018, 40(10): 2370–2375.
- CHAI Hui-min, ZHAO Yun-yao, FANG Min. Learning Bayesian networks parameters by prior knowledge of normal distribution [J]. **Systems Engineering and Electronics**, 2018, 40(10): 2370–2375.
- [17] CHICKERING D M. Learning Bayesian networks is NP-complete [J]. **Learning from Data**, 1996, 112: 121–130.
- [18] HERSHKOVITS E. Computer-based probabilistic network construction [D]. California: Stanford University, 1991.
- [19] 刘浩然, 孙美婷, 李雷, 等. 基于蚁群节点寻优的贝叶斯网络结构算法研究 [J]. **仪器仪表学报**, 2017, 38(1): 143–150.
- LIU Hao-ran, SUN Mei-ting, LI Lei, et al. Study on Bayesian network structure learning algorithm based on ant colony node order optimization [J]. **Chinese Journal of Scientific Instrument**, 2017, 38(1): 143–150.
- [20] JENSEN F V, NIELSEN T D. **Bayesian networks and decision graphs** [M]. 2nd ed. New York: Springer, 2007.
- [21] 肖秦琨, 高嵩. 贝叶斯网络在智能信息处理中的应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2012.
- [22] SHACHTER R D, KENLEY C R. Gaussian influence diagrams [J]. **Management Science**, 1989, 35(5): 527–550.
- [23] 杨智峰. 计量经济学 [M]. 上海: 立信会计出版社, 2018.

(上接第 2169 页)

- [23] 葛云峰, 唐辉明, 王亮清, 等. 天然岩体结构面粗糙度各向异性、尺寸效应、间距效应研究 [J]. **岩土工程学报**, 2016, 38(1): 170-179.
GE Yun-feng, TANG Hui-ming, WANG Liang-qing, et al. Anisotropy, scale and interval effects of natural rock discontinuity surface roughness [J]. **Chinese Journal of Geotechnical Engineering**, 2016, 38(1): 170-179.
 - [24] TATONE B S, GRASSELLI G. A method to evaluate the three-dimensional roughness of fracture surfaces in brittle geomaterials [J]. **Review of Scientific Instruments**, 2009, 80(12): 125110.
 - [25] 班力壬, 戚承志, 单仁亮, 等. 一种新的表征岩石节理粗糙度指标系统 [J]. **煤炭学报**, 2018, 43(12): 3356-3363.
BAN Li-ren, QI Cheng-zhi, SHAN Ren-liang, et al. A new 3D roughness parameter system for rock joint [J]. **Journal of China Coal Society**, 2018, 43(12): 3356-3363.
 - [26] Rock Engineering, 2020, 53: 4909-4923.
 - [27] 班力壬, 戚承志, 李晓照, 等. 考虑真实接触微凸体的岩石节理三维粗糙度指标. **煤炭学报**, 2020, 45(12): 4052-4061.
BAN Li-ren, QI Cheng-zhi, LI Xiao-zhao, et al. A 3D quantified surface description for rock joint based on the real contact asperities [J]. **Journal of China Coal Society**, 2020, 45(12): 4052-4061.
 - [28] LIU Q, TIAN Y, LIU D, et al. Updates to JRC-JCS model for estimating the peak shear strength of rock joints based on quantified surface description [J]. **Engineering Geology**, 2017, 228: 282-300.
 - [29] International Society for Rock Mechanics. Suggested methods for the quantitative description of discontinuities in rock masses [J]. **International Journal of Rock Mechanics and Mining Sciences and Geomechanics Abstracts**, 1978, 15(2): 319-368.