

DOI:10.3876/j.issn.1000-1980.2024.04.003

# 融合案例挖掘与贝叶斯网络的溃坝事故致因风险分析

陈云<sup>1,2</sup>, 王义俊<sup>2</sup>, 郑霞忠<sup>1,2,3</sup>, 田丹<sup>1</sup>, 晋良海<sup>1,2,3</sup>

(1. 三峡大学水电工程施工与管理湖北省重点实验室, 湖北 宜昌 443002;

2. 三峡大学水利与环境学院, 湖北 宜昌 443002; 3. 三峡大学安全生产标准化评审中心, 湖北 宜昌 443002)

**摘要:** 为了更加深入、全面探究溃坝事故致因风险发生机理, 提出了融合历史溃坝事故案例挖掘与贝叶斯网络的溃坝事故致因风险计算方法。该方法在采集国内外大量历史溃坝事故案例的基础上, 采用24Model识别和提取溃坝事故致因及致因链, 构建了溃坝事故致因拓扑结构, 利用贝叶斯正向因果推理计算了溃坝发生概率, 并结合反向诊断推理分析溃坝成因机理, 基于贝叶斯敏感性分析挖掘影响溃坝关键风险因素。结果表明: 在人为因素方面, 闸门控制问题比例较高; 在管理因素方面, 施工问题、运维管理缺陷、设计问题是溃坝重要间接诱因; 洪水漫顶、渗透侵蚀和渗透管涌是导致溃坝的主要风险因素。

**关键词:** 大坝安全; 溃坝事故致因; 贝叶斯网络; 案例挖掘; 风险推理计算

中图分类号: TV698.2

文献标志码: A

文章编号: 1000-1980(2024)04-0013-09

## Risk analysis of dam break accident combining case mining and Bayesian network

CHEN Yun<sup>1,2</sup>, WANG Yijun<sup>2</sup>, ZHENG Xiazhong<sup>1,2,3</sup>, TIAN dan<sup>1</sup>, JIN Lianghai<sup>1,2,3</sup>

(1. Hubei Key Laboratory of Hydropower Construction and Management, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

2. College of Hydraulic & Environmental Engineering, China Three Gorges University, Yichang 443002, China;

3. Safety Production Standardization Evaluation Center, China Three Gorges University, Yichang 443002, China)

**Abstract:** To deeply and comprehensively explore the mechanism of the risk caused by dam break accident, this study proposes a calculation method of the risk caused by dam break accident through combining the mining of historical dam break accident cases and Bayesian network. Based on a large number of historical cases of dam break accidents at home and abroad, 24Model is used to identify and extract the causes and chain of dam break accidents. The topology structure caused by dam break accident is constructed, and the probability of dam break is calculated by Bayesian forward causal reasoning, and the mechanism of dam break is analyzed by reverse diagnostic reasoning. Based on the Bayesian sensitivity analysis, the key risk factors affecting dam failure are explored. The results show that in terms of human factors, the proportion of gate control problems is high, while in terms of management factors, construction problems, operation and maintenance management defects, and design problems are important indirect causes of dam break. Flood overtopping and seepage erosion/piping are the main risk factors leading to dam failure.

**Key words:** dam safety; cause of dam break accident; Bayesian network; case mining; risk reasoning calculation

溃坝是水库大坝面临的极端风险, 在世界水库发展进程中, 溃坝事件时有发生<sup>[1-2]</sup>, 造成了巨大的生命和财产损失。截至2018年, 我国共发生3498起水库溃坝事件, 其中以中小型土石坝居多<sup>[3]</sup>。改革开放以来, 我国对水库大坝的安全管理逐步规范<sup>[4]</sup>, 溃坝事故有所减少。尽管水库溃坝概率相对较低, 但其社会危害性极大, 尤其是对于大规模、高坝水库工程, 一旦溃坝后果不堪设想。因此, 通过挖掘溃坝事故案例, 识别溃坝关键影响因素, 预测事故致因风险, 对预防溃坝发生具有重要意义。

水库大坝溃坝事故致因复杂多样, 以土石坝为例, 包括渗透侵蚀、管涌、洪水漫顶、滑坡、结构破坏等, 虽

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(52209163, 52179136)

**作者简介:** 陈云(1993—), 男, 副教授, 博士, 主要从事水利水电工程风险管理研究。E-mail: yunchen@ctgu.edu.cn

**通信作者:** 郑霞忠(1963—), 男, 教授, 博士, 主要从事水利水电工程安全科学研究。E-mail: zhengxz@126.com

**引用本文:** 陈云, 王义俊, 郑霞忠, 等. 融合案例挖掘与贝叶斯网络的溃坝事故致因风险分析[J]. 河海大学学报(自然科学版), 2024, 52(4): 13-21.

CHEN Yun, WANG Yijun, ZHENG Xiazhong, et al. Risk analysis of dam break accident combining case mining and Bayesian network [J]. Journal of Hohai University(Natural Sciences), 2024, 52(4): 13-21.

然不同类型大坝在溃坝直接事故致因上可能有所不同,但根本事故致因存在共性。经典的大坝安全管理模式中,溃坝事故致因分析将水库大坝视为一个整体,常见分析理论与方法主要包括事故树分析方法、神经网络、贝叶斯网络等<sup>[5]</sup>。王刚等<sup>[6]</sup>对土石坝溃决进行了风险评估,将故障树(FT)模型转化为贝叶斯网络(BN)模型,提出了具有多态性、模糊性基本事件的土石坝溃决贝叶斯风险概率计算方法;陈家祺等<sup>[7]</sup>将卷积神经网络(CNN)应用于实验室内的溃坝涌波爬高图像数据集,对大坝结构和运行状态进行了模拟分析,预测了可能存在的安全风险和潜在因素;戴健非等<sup>[8]</sup>选取 2015 年巴西 Samarco 铁矿溃坝事故案例,研究了 BP 与 SVR 预测排水数据的适用性,可为溃坝预警提供信息支撑和参考依据;Frigerio 等<sup>[9]</sup>通过大坝尺寸指数和描述性多元分析估计了溃坝概率,建立了贝叶斯模型预测滑坡的失效时间;周建方等<sup>[10]</sup>通过构建 18 个事故树,建立了沙河集水库大坝溃决的贝叶斯网络;林鹏远等<sup>[11]</sup>通过故障树传播推理算法及解释结构模型对各类风险进行划分,建立了基于贝叶斯网络的大坝渗漏风险分析模型,并应用到某水库渗漏风险分析中,为大坝安全风险分析提供了一条有效路径;李平等<sup>[12]</sup>融合贝叶斯网络与蒙特卡罗模拟,推求了洪水与滑坡堵江溃坝洪水共同作用引发水库溃坝的条件概率。

综上所述,现有研究大多针对某一类溃坝事故致因计算溃坝风险概率,较少深入挖掘和充分利用溃坝历史案例进行溃坝事故致因的识别和风险分析推理。鉴于此,本文将案例挖掘的系统整体表达性优势与贝叶斯网络的分析不确定性事件的特点融合,解决单一因素造成的偶然事故发生、缺少其他关键因素的风险概率问题。在充分收集国内外溃坝事故案例的基础上,结合 24Model 理论,深入挖掘溃坝事故致因因素,整合事故致因链,建立事故致因网络拓扑结构;利用期望最大化算法(EM)进行参数学习,构建贝叶斯网络溃坝事故致因风险分析模型,开展风险推理计算与敏感性分析,挖掘关键事故致因路径以及敏感因素,以期能为预防溃坝事故、大坝安全管理运营提供参考。

# 1 基于案例挖掘的溃坝事故致因分析

## 1.1 溃坝事故致因识别

收集国内外 1889—2022 年溃坝事故调查报告共 230 份(国内 187 份,国外 43 份)<sup>[13]</sup>,其中,剔除 43 份缺少溃坝过程、大坝管理运营情况、事发当天详细情况的事故案例,最终确定 187 份事故调查报告作为本文数据库。报告内容主要包括溃坝名称、事发地点、事发天气、管理运营情况、调查情况等,着重论述事故基本事实、溃坝过程、溃坝原因、损失情况等。

常见的事故致因模型有多米诺骨牌模型、HFACS、24Model 等,模型各有特点,适应不同事故分析情况<sup>[14]</sup>。24Model 涵盖了外部环境、组织内部相互关系、管理层面以及人为因素等多个方面,可全面分析溃坝事故可能涉及的多种因素。另外,24Model 作为一个综合性的分析框架,具备较高的灵活性和适应性,适用于复杂繁多的溃坝事故,可有效解决致因间的相互影响。因此,选择 24Model 作为溃坝事故致因分析模型,有助于深入了解事故原因,为预防类似事故提供科学可靠的依据。

根据 24Model 分析框架,剖析事故因果关系,推断隐含事故致因,进而充分挖掘事故案例中存在的致因因素。溃坝事故发生多为长期、缓慢过程,从不安全物态、不安全行为等诱发溃坝事故的直接因素出发,逆因果时序逐一识别溃坝事故致因。根据上述方法最终识别出 42 个溃坝事故致因因素,考虑到大坝运行安全受施工、大坝结构、环境、管理等因素影响,将 42 个致因因素分为人为因素、大坝因素、环境因素、管理因素等 4 类,具体见表 1。表 1 中, $R_1 \sim R_{13}$  为人为因素, $H_1 \sim H_{13}$  为环境因素, $P_1 \sim P_9$  为大坝因素, $G_1 \sim G_9$  为管理因素。

## 1.2 溃坝事故致因链提取

引起大坝溃决的原因复杂多样,溃决方式可能是逐渐溃决,也可能突然溃决,这取决于溃决原因和坝型,其涉及的致因链不止一条<sup>[15-16]</sup>。以广西横县三托水库溃坝事故为例:2008 年 5 月入汛后,横县雨水偏多,持续时间长。至 7 月 12 日,石塘镇降水量已达 1 348.1 mm,长时间持续降雨导致水库长期高水位运行。21:00 左右,值守巡查人员发现坝顶出现 4 条纵向裂缝,其长度为 8~40 m、宽度为 2~5 cm,约 10 min 后坝体被库水击穿,坝体结构被破坏,最终整体溃坝。从残存的坝体断面看,坝体填土松散,密实度低,没有看到分层碾压的痕迹,坝体填筑质量差。从溃坝过程描述可以抽取溃坝事故致因链,如图 1 所示。

表 1 溃坝事故致因因素  
Table 1 Causes of dam break accident

| 编码              | 致因因素      | 编码              | 致因因素    | 编码             | 致因因素       |
|-----------------|-----------|-----------------|---------|----------------|------------|
| R <sub>1</sub>  | 闸门控制问题    | H <sub>2</sub>  | 洪水漫顶    | P <sub>5</sub> | 大坝长期带病运行   |
| R <sub>2</sub>  | 坝体填筑质量差   | H <sub>3</sub>  | 上游溃坝洪水  | P <sub>6</sub> | 渗透管涌       |
| R <sub>3</sub>  | 管理人员素质低   | H <sub>4</sub>  | 极端天气    | P <sub>7</sub> | 坝体质量差      |
| R <sub>4</sub>  | 大坝长期得不到维护 | H <sub>5</sub>  | 暴雨、洪水   | P <sub>8</sub> | 坝坡滑坡或坝体滑动  |
| R <sub>5</sub>  | 防汛失职      | H <sub>6</sub>  | 渗透侵蚀    | P <sub>9</sub> | 坝体结构破坏或损伤  |
| R <sub>6</sub>  | 三边工程      | H <sub>7</sub>  | 地震      | G <sub>1</sub> | 运维管理缺陷     |
| R <sub>7</sub>  | 溢洪道施工不合规  | H <sub>8</sub>  | 抢险条件恶劣  | G <sub>2</sub> | 监管未落实      |
| R <sub>8</sub>  | 超计划蓄水     | H <sub>9</sub>  | 生物原因    | G <sub>3</sub> | 安全管理不到位    |
| R <sub>9</sub>  | 坝基施工质量问题  | H <sub>10</sub> | 植物问题    | G <sub>4</sub> | 设计不标准或不合理  |
| R <sub>10</sub> | 错误指令或长官意志 | H <sub>11</sub> | 水文地质因素  | G <sub>5</sub> | 勘察设计问题     |
| R <sub>11</sub> | 人工扒坝泄洪    | P <sub>1</sub>  | 大坝存在缺陷  | G <sub>6</sub> | 施工问题       |
| R <sub>12</sub> | 疏忽大意      | P <sub>2</sub>  | 坝体失稳或沉降 | G <sub>7</sub> | 大坝选址不当     |
| R <sub>13</sub> | 坝体填筑材料欠佳  | P <sub>3</sub>  | 泄洪能力不足  | G <sub>8</sub> | 缺乏专业技术人员   |
| H <sub>1</sub>  | 集中降雨破坏    | P <sub>4</sub>  | 闸门运行故障  | G <sub>9</sub> | 溢洪道设计和规划不当 |

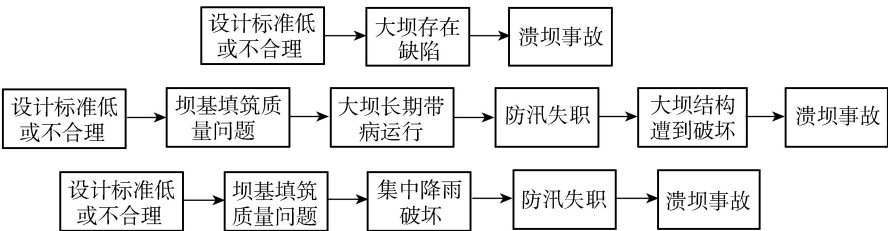


图 1 三托水库溃坝可能致因链  
Fig.1 Possible cause chain of dam failure of Santuo Reservoir

溃坝事故的发生不确定性较大,但有规律可循,事故发生是水库系统中管理人员、配套设施、环境、设计建设等因素相互作用所致<sup>[17]</sup>。因此,通过事故调查报告并结合历史专家经验构建的致因链可能存在重复,不同的溃坝事故致因链很可能包含相同的致因因素。为减少构建贝叶斯网络的复杂度,有必要将提取的致因链进行融合。

首先,将 3 条致因链矩阵化,构建邻接矩阵,且行因素影响列因素,行列因素相交且有直接因果关系则用 1 表示,没有直接因果关系用 0 表示;然后将得到的邻接矩阵逆化为致因链矩阵;最后得到融合后的致因链如图 2 所示,图 2 中 A 表示溃坝事故。

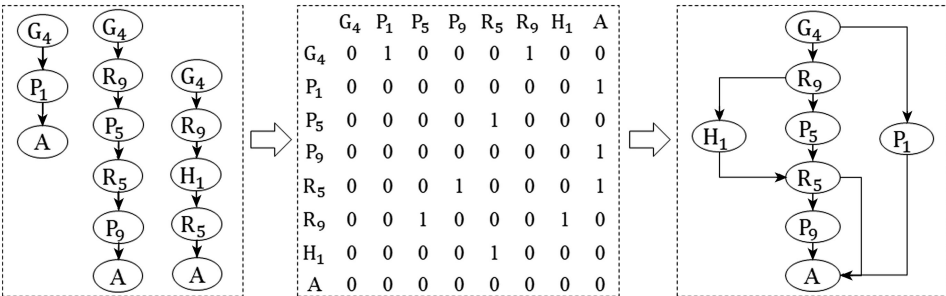


图 2 三托水库多条致因链融合过程  
Fig.2 Fusion process of multiple causative chains in Santuo Reservoir

通过上述致因链提取方法和融合过程,进而对其余的事故报告进行处理,得到事故主要致因链,并以此方法逐一画出 187 起事故报告对应的主要事故致因链,结合 GeNIe 软件将其整合成溃坝事故致因风险分析拓扑结构,如图 3 所示。

2 溃坝事故致因风险的贝叶斯网络模型构建

贝叶斯网络由网络拓扑结构和条件概率分布两部分组成。网络拓扑结构由节点和弧组成,通常由因果

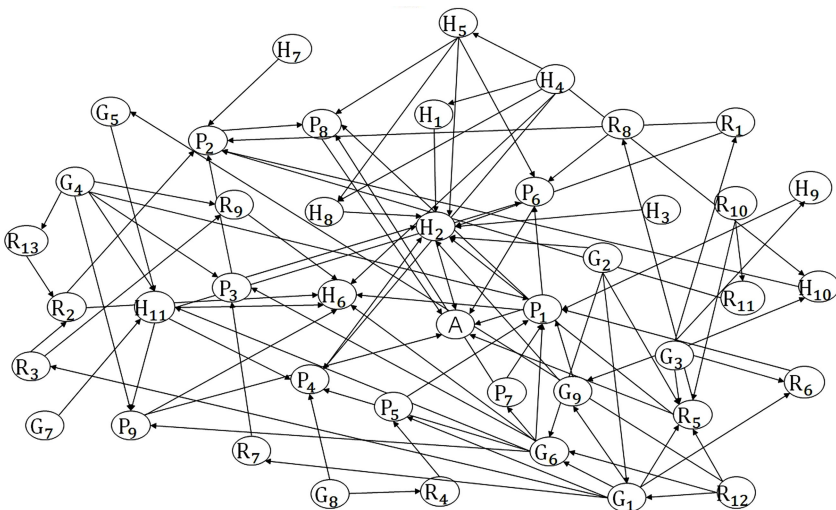


图3 溃坝事故致因风险分析拓扑结构

Fig.3 Topology structure of risk analysis caused by dam break accident

因素节点指向结果因素节点,即父节点指向子节点。条件概率分布反映了节点之间的条件概率关系,没有弧连接的节点之间是条件独立的。贝叶斯网络模型可用于分析溃坝事故的致因链,揭示不同因素之间的关联关系。常见的数学公式为贝叶斯网络的条件概率公式。假设有 2 个节点变量  $A$  和  $B$ ,其中  $A$  是  $B$  的父节点,根据贝叶斯网络的条件概率公式,可以表示为

$$P(B|A) = P(B|A, \Theta)$$

(1)

式中: $P(B|A)$  为在事件  $A$  已经发生的条件下事件  $B$  发生的概率; $\Theta$  为贝叶斯网络的参数。

式(1)表示节点  $A$  对节点  $B$  的影响,例如  $R_{12}$  疏忽大意对  $G_1$  运维管理缺陷的影响,在已知节点  $A$  的取值情况下,通过条件概率计算节点  $B$  的概率。

从致因风险拓扑结构到贝叶斯网络的转换包括识别变量和因果关系、绘制有向无环图、确定条件概率表,最后将致因网络拓扑结构转换为贝叶斯网络。上述过程已经构建出溃坝事故致因风险分析拓扑结构,接下来将获取溃坝事故致因节点条件概率表,构建完整的贝叶斯网络模型。

2.1 节点参数的确定

溃坝事故致因风险拓扑结构中 共有 43 个节点,其中基础节点 10 个,通过计算各节点在样本中的发生频率估算基础节点参数值。以设计标准低或不合理节点为例,该节点发生频率为 19 次,计算得到该节点发生的频率估计值为 0.1027,即该节点参数为 0.1027。基础节点参数计算结果见表 2。

2.2 贝叶斯网络参数学习

贝叶斯网络参数学习是为了确定节点变量的条件概率分布,对模型节点变量间的父子关系程度进行量化<sup>[18-19]</sup>。构建溃坝事故致因数据矩阵:

$$A = \begin{bmatrix} x_{11} & \cdots & x_{1j} \\ \vdots & & \vdots \\ x_{i1} & \cdots & x_{ij} \end{bmatrix} \quad (i = 1, 2, \cdots, 186; j = 1, 2, \cdots, 42)$$

(2)

式中  $x_{ij}$  表示第  $i$  起事故中第  $j$  个致因因素发生情况。

根据溃坝事故致因数据矩阵、贝叶斯网络拓扑结构,借助 GeNIe 软件进行节点参数学习。目前,主要的参数学习算法包括期望最大化算法(EM)和最大似然估计算法(MLE)等。本文选用 EM 算法,EM 算法的优点是在数据不完备的情况下,可以对没有出现的观测值变量进行估计和填补,分为两步,分别是计算期望步(E 步)和极大步(M 步)。

结合 EM 算法和溃坝事故致因数据矩阵进行贝叶斯网络的参数学习可得到贝叶斯网络条件概率表(表 3)。

表 2 基础节点及其节点参数

Table 2 Basic nodes and node parameters

| 节点编码            | 节点参数   | 节点编码           | 节点参数   |
|-----------------|--------|----------------|--------|
| R <sub>10</sub> | 0.0909 | G <sub>2</sub> | 0.0486 |
| R <sub>12</sub> | 0.0227 | G <sub>3</sub> | 0.1838 |
| H <sub>3</sub>  | 0.0217 | G <sub>4</sub> | 0.1027 |
| H <sub>4</sub>  | 0.0290 | G <sub>7</sub> | 0.0324 |
| H <sub>7</sub>  | 0.0290 | G <sub>8</sub> | 0.0270 |

表 3  $P_3$  节点的条件概率  
Table 3 Conditional probability table of  $P_3$  node

| $P_3$ | $G_4$ 发生 |           |           |           | $G_4$ 未发生 |           |           |           |
|-------|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|       | $G_6$ 发生 |           | $G_6$ 未发生 |           | $G_6$ 发生  |           | $G_6$ 未发生 |           |
|       | $R_7$ 发生 | $R_7$ 未发生 | $R_7$ 发生  | $R_7$ 未发生 | $R_7$ 发生  | $R_7$ 未发生 | $R_7$ 发生  | $R_7$ 未发生 |
| 发生    | 0.9464   | 0.75      | 0.6465    | 0.2352    | 0.5       | 0.1282    | 0.2       | 0.1532    |
| 未发生   | 0.0536   | 0.25      | 0.3535    | 0.7648    | 0.5       | 0.8718    | 0.8       | 0.8468    |

3 溃坝事故致因网络模型的分析与推理

3.1 贝叶斯网络结构验证

为验证贝叶斯网络模型的可靠性和预测性,对网络模型进行  $k$  折交叉验证<sup>[20]</sup>。 $k$  折交叉验证是获得模型拟合度的无偏估计方法,可以提供模型校准无法给出的信息,用于在未见过的数据上进行模型鲁棒程度估计。首先,将事件数据随机划分为大小相等的  $k$  个子集,其中  $k-1$  份训练模型,剩余 1 份用于校验,依次循环  $k$  次<sup>[21]</sup>。表 4 为溃坝事故致因网络模型的交叉验证结果,显示大多数节点预测精度在 0.9 以上。

3.2 风险推理计算

通常贝叶斯网络风险推理计算是在已知网络模型目标节点的情况下,计算其他节点的后验概率<sup>[22]</sup>。在构建的溃坝事故致因网络模型基础上,将节点“ $A$  溃坝事故”设为证据节点,更新贝叶斯网络,得到其他节点的后验概率分布。分析比较各节点后验概率的大小,推断溃坝事故发生最可能的致因因素,结果如图 4 所示。

表 4 溃坝事故致因网络模型交叉验证结果

Table 4 Cross-validation results of network model of dam break accidents

| 节点编码           | 精度   | 节点编码            | 精度   | 节点编码           | 精度   | 节点编码            | 精度   |
|----------------|------|-----------------|------|----------------|------|-----------------|------|
| A              | 0.92 | H <sub>2</sub>  | 0.69 | P <sub>2</sub> | 0.95 | R <sub>4</sub>  | 0.98 |
| G <sub>1</sub> | 0.82 | H <sub>3</sub>  | 0.98 | P <sub>3</sub> | 0.83 | R <sub>5</sub>  | 0.91 |
| G <sub>2</sub> | 0.88 | H <sub>4</sub>  | 0.99 | P <sub>4</sub> | 0.95 | R <sub>6</sub>  | 0.96 |
| G <sub>3</sub> | 0.83 | H <sub>5</sub>  | 0.69 | P <sub>5</sub> | 0.93 | R <sub>7</sub>  | 0.94 |
| G <sub>4</sub> | 0.89 | H <sub>6</sub>  | 0.79 | P <sub>6</sub> | 0.93 | R <sub>8</sub>  | 1    |
| G <sub>5</sub> | 0.98 | H <sub>7</sub>  | 0.83 | P <sub>7</sub> | 0.71 | R <sub>9</sub>  | 0.94 |
| G <sub>6</sub> | 0.76 | H <sub>8</sub>  | 0.86 | P <sub>8</sub> | 0.80 | R <sub>10</sub> | 0.93 |
| G <sub>7</sub> | 0.96 | H <sub>9</sub>  | 0.97 | P <sub>9</sub> | 0.97 | R <sub>11</sub> | 0.99 |
| G <sub>8</sub> | 0.92 | H <sub>10</sub> | 0.79 | R <sub>1</sub> | 0.57 | R <sub>12</sub> | 1    |
| G <sub>9</sub> | 0.87 | H <sub>11</sub> | 0.95 | R <sub>2</sub> | 0.96 | R <sub>13</sub> | 0.97 |
| H <sub>1</sub> | 0.94 | P <sub>1</sub>  | 0.79 | R <sub>3</sub> | 0.98 |                 |      |

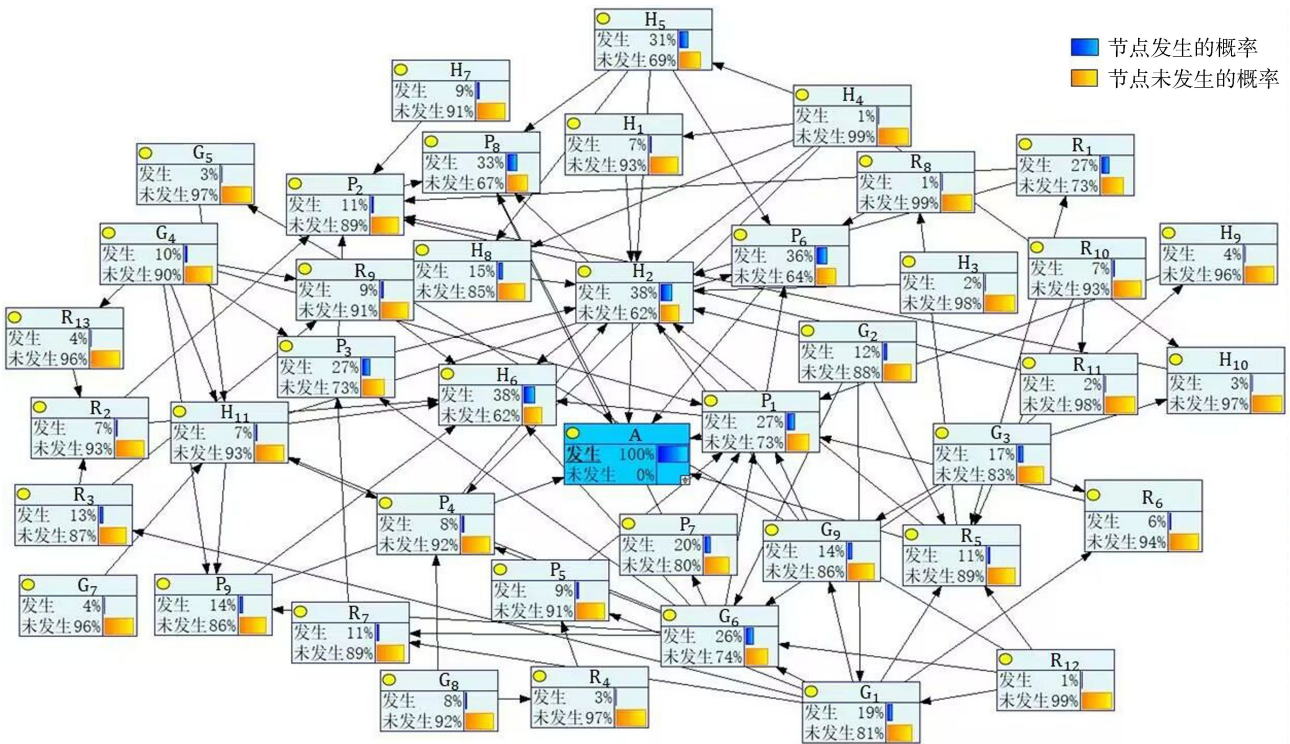


图 4 贝叶斯网络溃坝事故节点发生的后验概率推理图

Fig. 4 Posterior probability inference graph of dam break accident node occurrence in Bayesian network

在节点 A 溃坝事故节点已存在的情况下,后验概率前 10 节点的发生概率如下: $H_6$ 和 $H_2$ 发生概率大于 38%; $P_6$ 发生概率大于 36%;其次为 $P_8$ 发生概率大于 33%; $H_5$ 发生概率大于 31%; $G_6$ 、 $R_1$ 、 $P_3$ 发生概率大于 27%; $P_7$ 发生概率大于 20%; $G_1$ 发生概率大于 19%。

通过贝叶斯网络的逆向推理<sup>[23]</sup>,假设节点 A 发生概率为 1,其父节点 $H_2$ 、 $P_1$ 、 $P_6$ 、 $P_8$ 、 $P_9$ 、 $R_5$ 的后验概率依次为 38%、29%、36%、33%、14%、13%。再假设后验概率最大的节点 $H_2$ 发生概率为 1,继续逆推得到可能的后续节点<sup>[24]</sup>。最终获取溃坝事故最大可能风险关键路径:疏忽大意→运维管理缺陷→施工问题→泄洪能力不足→洪水漫顶→溃坝事故。

按照上述方法继续逆推导致溃坝事故发生的其他父节点发生的关键路径<sup>[25]</sup>,如图 5 所示。

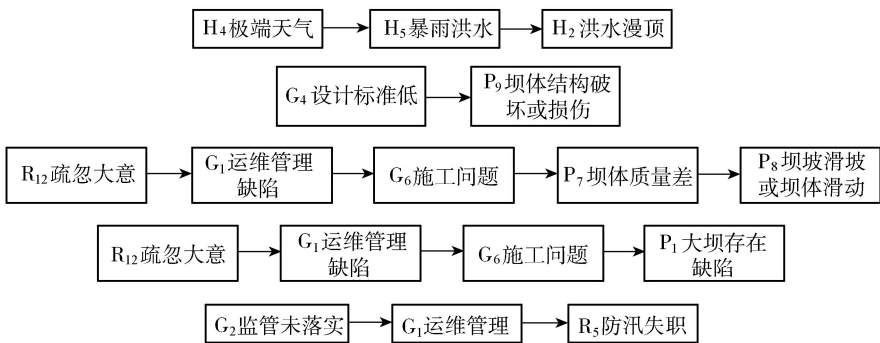


图 5 导致溃坝事故发生的其他最可能路径

Fig. 5 Other most likely paths leading to dam failure

### 3.3 敏感性分析

贝叶斯网络敏感性分析方法可以有效辨识关键致险因素,通过研究输入贝叶斯网络模型的先验概率的微小变化对后验概率的影响来实现敏感度分析。通常,贝叶斯网络节点颜色的深度可以反映节点的敏感程度,其中敏感度与节点颜色深度成正比。

溃坝事故中某个节点参数的微小变化会对目标节点产生较大影响,因此有必要寻找各类导致溃坝事故发生的敏感因素。

图 6 展示了涉及溃坝事故的 6 个敏感因素分析,每个子视图代表了不同的事故场景。例如,图 6(a)揭示了溃坝致因链中与洪水漫顶这一严重后果事故的发生密切相关且敏感的因素;而图 6(b)则关注溃坝致因链中防汛失职导致溃坝事故发生所受影响的关键因素。各子视图旨在深入理解溃坝事故及其潜在成因。

### 3.4 结果分析

基于风险推理计算与敏感性分析整理得到溃坝事故致因的关键因素为 $P_3$ 、 $G_6$ 、 $G_1$ 、 $R_{12}$ 、 $H_5$ 、 $H_4$ 、 $G_4$ 、 $G_2$ 、 $G_3$ ,敏感因素为 $H_1$ 、 $P_3$ 、 $H_3$ 、 $R_2$ 、 $R_9$ 、 $R_8$ 、 $R_6$ 、 $G_4$ 、 $H_{11}$ 、 $G_5$ 、 $P_5$ 、 $H_7$ 、 $G_6$ 、 $R_{12}$ 、 $G_2$ 、 $R_{10}$ 、 $G_1$ 、 $H_{10}$ 、 $R_1$ 、 $R_{11}$ 。

溃坝事故有 9 项关键因素、20 项敏感因素、8 项一般因素,其中有 6 项既是关键因素又是敏感因素,即 $P_3$ 、 $G_1$ 、 $G_2$ 、 $G_4$ 、 $G_6$ 、 $R_{12}$ 。 $G_6$ 又是在这 5 项中发生概率最大的致因因素,因此落实监督管理,保证施工质量严格按照预期的设计施工可以大大降低溃坝事故发生的可能。

## 4 结 论

a. 闸门控制问题发生概率大于 27%,远高于其他人致因因素,与管理因素密切相关,闸门的操作失误或错误导致水流无法得到有效控制,造成局部洪水泛滥。除此以外,在所有人为因素中,管理人员素质低与闸门控制问题的发生概率最高,因此,加强大坝安全管理人员安全意识培训,定期进行大坝维护工作,切断致因链,将有效降低大坝溃坝事故。

b. 疏忽大意→运维管理缺陷→施工问题→泄洪能力不足→洪水漫顶→溃坝事故是溃坝事故最可能发生路径;另外渗透侵蚀和渗透管涌是直接导致溃坝事故发生的重要致因风险。闸门控制问题、疏忽大意间接导致大坝的安全管理不当也是溃坝事故发生的诱因。

c. 相较于以往的模型,结合 24Model 与贝叶斯网络构建的溃坝事故致因风险分析模型提取的致因因素更加丰富,能够更好地全面揭示国内外溃坝事故发生的普遍因素。针对病险水库大坝,溃坝事故是否发生可

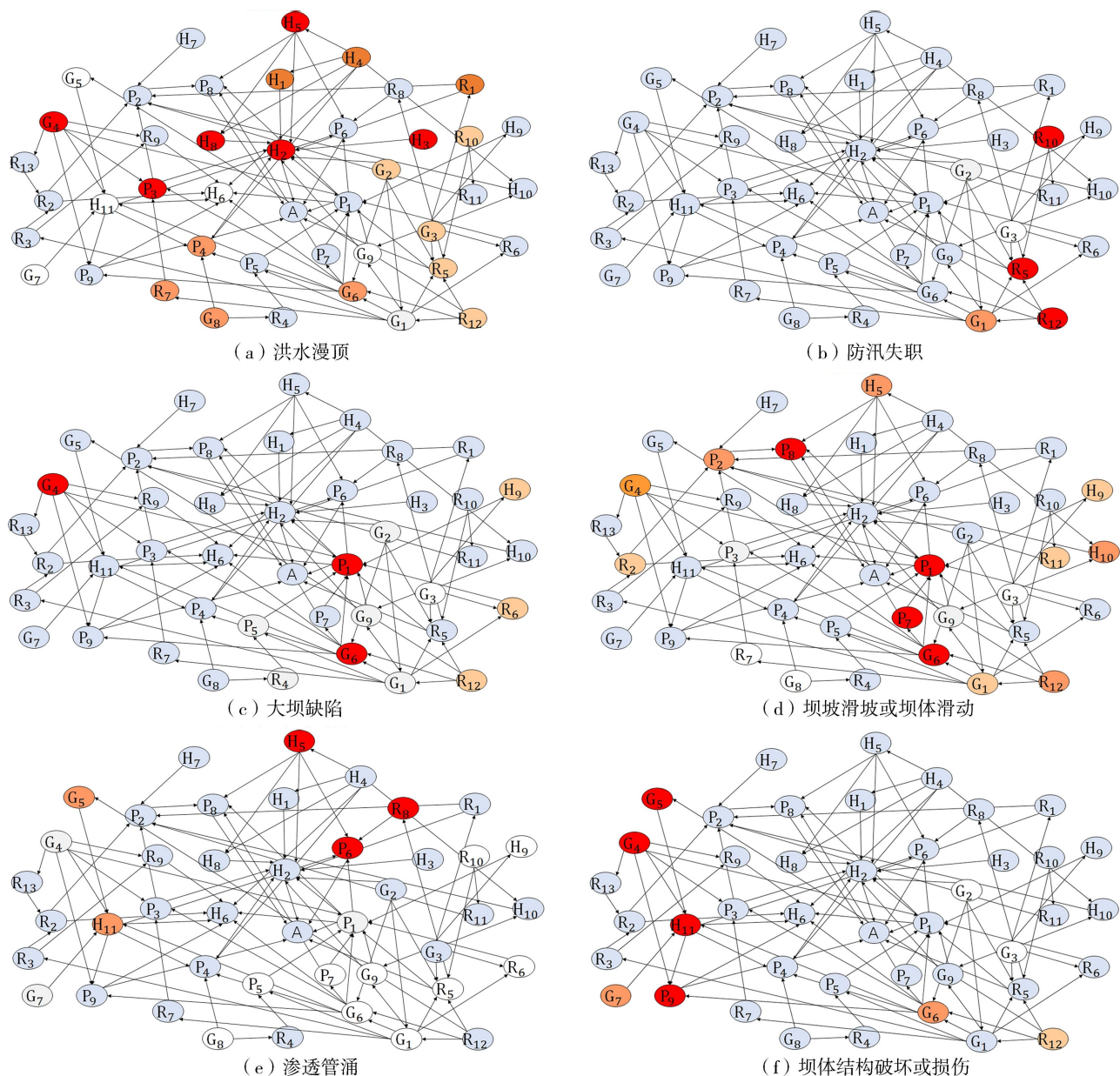


图 6 各类型的溃坝事故敏感因素分析

Fig.6 Analysis of sensitivity factors of various types of dam break accident

以进一步通过实地勘察,将发现的风险因素导入贝叶斯网络溃坝致因风险模型之中预测溃坝事故发生的概率值,将是下一步的研究方向。

参考文献:

[ 1 ] 葛巍,焦余铁,李宗坤,等. 溃坝风险后果研究现状与发展趋势[J]. 水科学进展,2020,31(1):143-151. ( GE Wei,JIAO Yutie,LI Zongkun,et al. Status and development trend of research on risk consequences caused by dam breach[J]. Advances in Water Science,2020,31(1):143-151. ( in Chinese) )

[ 2 ] 王志军,宋文婷. 溃坝生命损失评估模型研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),2014,42(3):205-210. ( WANG Zhijun, SONG Wenting. Study of estimation model of loss of life caused by dam break[J]. Journal of Hohai University ( Natural Sciences ),2014,42(3):205-210. ( in Chinese) )

[ 3 ] 李宏恩,马桂珍,王芳,等. 2000—2018 年中国水库溃坝规律分析与对策[J]. 水利水运工程学报,2021(5):101-111. ( LI Hongen,MA Guizhen,WANG Fang,et al. Analysis of dam failure trend of China from 2000 to 2018 and improvement suggestions [J]. Hydro-Science and Engineering,2021(5):101-111. ( in Chinese) )

- [4] 张长征,李洪梅. 基于可变模糊评价法的小型水库运行管理评价研究[J]. 水利经济,2023,41(6):30-36. (ZHANG Changzheng,LI Hongmei. Study on the evaluation of small reservoir operation and management based on variable fuzzy evaluation method[J]. Journal of Economics of Water Resources,2023,41(6):30-36. (in Chinese))
- [5] 林鹏智,陈宇. 基于贝叶斯网络的梯级水库群漫坝风险分析[J]. 工程科学与技术,2018,50(3):46-53. (LIN Pengzhi, CHEN Yu. Risk analysis of dam overtopping for cascade reservoirs based on Bayesian network[J]. Advanced Engineering Sciences,2018,50(3):46-53. (in Chinese))
- [6] 王刚,马震岳,秦净净,等. 基于多态和模糊事件的土石坝溃决风险评估[J]. 水力发电学报,2016,35(8):95-104. (WANG Gang,MA Zhenyue,QIN Jingjing, et al. Risk assessment method of earth rock-fill dam break using multi-state and fuzzy basic events[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2016,35(8):95-104. (in Chinese))
- [7] 陈家祺,曾俊,刘海江. 基于深度学习的溃坝涌波爬高过程研究[J]. 水动力学研究与进展,2022,37(3):426-431. (CHEN Jiaqi,ZENG Jun,LIU Haijiang. Study on the dam-break wave induced runup process based on deep learning[J]. Chinese Journal of Hydrodynamics,2022,37(3):426-431. (in Chinese))
- [8] 戴健非,杨鹏,王昕宇. 基于BP神经网络和SVR的 Fundao 尾矿坝排水数据预测对比研究[J]. 中国安全生产科学技术,2019,15(3):92-97. (DAI Jianfei,YANG Peng,WANG Xinyu. Comparative study on prediction of water flow data for fundao dam based on neural network and SVR[J]. Journal of Safety Science and Technology,2019,15(3):92-97. (in Chinese))
- [9] FRIGERIO P G,BEBBINGTON M,XIAO X,et al. Bayesian lifetime analysis for landslide dams[J]. Landslides,2020,17:1835-1848.
- [10] 周建方,张迅炜,唐椿炎. 基于贝叶斯网络的沙河集水库大坝风险分析[J]. 河海大学学报(自然科学版),2012,40(3):287-293. (ZHOU Jianfang,ZHANG Xunwei,TANG Chunyan. Dam risk analysis of Shaheji Reservoir based on Bayesian network[J]. Journal of Hohai University(Natural Science),2012,40(3):287-293. (in Chinese))
- [11] 林鹏远,李宏恩,徐康,等. 基于贝叶斯网络的某水库大坝渗漏风险分析[J]. 水利水电技术(中英文),2022,53(11):110-120. (LIN Pengyuan,LI Hongen,XU Kang,et al. Bayesian network-based analysis on seepage risk of a reservoir dam[J]. Water Resources and Hydropower Engineering,2022,53(11):110-120. (in Chinese))
- [12] 李平,黄跃飞,于海莹,等. 考虑滑坡堵江坝溃决影响的水库溃坝风险[J]. 水力发电学报,2019,38(9):56-63. (LI Ping, HUANG Yuefei,YU Haiying, et al. Dam break risk of reservoir under impact of landslide dam break floods[J]. Journal of Hydroelectric Engineering,2019,38(9):56-63. (in Chinese))
- [13] 胡亮,钟启明,陈亮,等. 溃坝损失评估方法研究进展[J]. 人民黄河,2022,44(12):131-138. (HU Liang,ZHONG Qiming, CHEN Liang,et al. Research progress on loss assessment methods by dam breaching[J]. Yellow River,2022,44(12):131-138. (in Chinese))
- [14] 彭志鹏,潘恒彦,王永岗. 基于贝叶斯网络的网约车交通事故致因机理分析[J]. 东北大学学报(自然科学版),2023,44(1):145-152. (PENG Zhipeng,PAN Hengyan,WANG Yonggang. Analyzing the causes of traffic accidents of online ride hailing cars using the bayesian network[J]. Journal of Northeastern University(Natural Science),2023,44(1):145-152. (in Chinese))
- [15] 李兆宇,贾金生,苏安双,等. 胶结土坝漫顶溃坝模型试验研究[J]. 河海大学学报(自然科学版),2022,50(5):98-104. (LI Zhaoyu,JIA Jinsheng,SU Anshuang,et al. Experimental study on overtopping and dam break model of cemented soil dam[J]. Journal of Hohai University (Natural Sciences),2022,50(5):98-104. (in Chinese))
- [16] 翟巍昆,易富,杜常博,等. 尾矿坝漫顶溃决溃口纵向演化与侵蚀试验[J]. 水利水电科技进展,2023,43(5):45-52. (ZHAI Weikun,YI Fu,DU Changbo,et al. Longitudinal evolution of breach and erosion tests for tailings dam overtopping failure[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2023,43(5):45-52. (in Chinese))
- [17] LYU Q,FU G,WANG Y,et al. How accident causation theory can facilitate smart safety management:an application of the 24Model[J]. Process Safety and Environmental Protection,2022,162,878-890.
- [18] 周巧莲,金碧筠,冒玲丽,等. 基于贝叶斯网络地铁车门系统可靠性分析和故障诊断[J]. 沈阳工业大学学报,2014,36(4):441-445. (ZHOU Qiaolian,JIN Bijun,MAO Lingli,et al. Reliability analysis and fault diagnosis of metro door system based on bayesian network[J]. Journal of Shenyang University of Technology,2014,36(4):441-445. (in Chinese))
- [19] 杜镇瀚,钟启明,董海洲,等. 基于贝叶斯网络的堰塞坝稳定性快速评价模型[J]. 水利水电科技进展,2023,43(4):37-45. (DU Zhenhan,ZHONG Qiming,DONG Haizhou,et al. Rapid evaluation method of landslide dam stability based on Bayesian network[J]. Advances in Science and Technology of Water Resources,2023,43(4):37-45. (in Chinese))
- [20] 周志鹏,诸泽宇. 基于事件提取和改进 MMHC 的航空旅客运输事故征候贝叶斯网络建模[J]. 中国安全生产科学技术,2021,17(2):152-158. (ZHOU Zhipeng,ZHU Zeyu. Bayesian network modeling of aviation passenger transport incident based on

event extraction and improved MMHC[J]. Journal of Safety Science and Technology,2021,17(2):152-158. ( in Chinese))

[21] POTASH E,STEINSCHNEIDER S. A Bayesian approach to recreational water quality model validation and comparison in the presence of measurement error[J]. Water Resources Research,2022,58(1):e2021WR031115.

[22] ZHOU Z P,YU X H,ZHU Z Y,et al. Development and application of a Bayesian network-based model for systematically reducing safety risks in the commercial air transportation system[J]. Safety Science,2023,157:105942.

[23] LI X G,WANG X F,FANG Y. Cause-chain analysis of coal-mine gas explosion accident based on Bayesian network model[J]. Cluster Computing,2019,22(1):1549-1557.

[24] LI Z,WANG T,GE W,et al. Risk analysis of Earth-Rock dam breach based on dynamic bayesian network[J]. Water,2019,11(11):2305.

[25] 张宇,高鸿磊. 病险水库大坝风险因素综合排序研究[J]. 黑龙江水利科技,2019,47(6):65-68. ( ZHANG Yu,GAO Honglei. Study on comprehensive ranking of dam risk factors of dangerous reservoir[J]. Heilongjiang Hydraulic Science and Technology,2019,47(6):65-68. ( in Chinese))

( 收稿日期:2023 - 07 - 02 编辑:刘晓艳)

( 上接第 12 页)

[20] 孙继松. 与直线型对流大风相关的强风暴形态结构和热动力学过程[J]. 气象,2023,49(1):1-11. ( SUN Jisong. The pattern structure and thermodynamic and dynamic processes of severe storms associated with linear convective gales[J]. Meteorological Monthly,2023,49(1):1-11. ( in Chinese))

[21] TIAN Fuyou,ZHENG Yongguang,ZHANG Tao,et al. Statistical characteristics of environmental parameters for warm season short-duration heavy rainfall over central and eastern China[J]. Journal of Meteorological Research,2015,29(3):370-384.

[22] TAKEMI T. Impacts of moisture profile on the evolution and organization of midlatitude squall lines under various shear conditions [J]. Atmospheric Research,2006,82(1/2):37-54.

[23] 罗欣,张华龙,陈元昭,等. 广东雷暴大风天气环境参量的特征分析[J]. 广东气象,2023,45(3):13-17. ( LUO Xin,ZHANG Hualong,CHEN Yuanzhao,et al. Analysis of the characteristics of environmental parameters with the weather of thunderstorm in Guangdong Province[J]. Guangdong Meteorology,2023,45(3):13-17. ( in Chinese))

[24] 陈晓欣,俞小鼎,王秀明. 中国大范围雷暴大风事件( Derechos )研究:时空分布、环境背景和对流系统形态特征[J]. 气象学报,2022,80(1):67-81. ( CHEN Xiaoxin,YU Xiaoding,WANG Xiuming. Investigation of Derechos in China: spatiotemporal distribution,environmental characteristics, and morphology of Derechos producing convective systems [J]. Acta Meteorologica Sinica,2022,80(1):67-81. ( in Chinese))

[25] 樊李苗,俞小鼎. 中国短时强对流天气的若干环境参数特征分析[J]. 高原气象,2013,32(1):156-165. ( FAN Limiao,YU Xiaoding. Characteristic analyses on environmental parameters in short-term severe convective weather in China [J]. Plateau Meteorology,2013,32(1):156-165. ( in Chinese))

[26] 费海燕,王秀明,周小刚,等. 中国强雷暴大风的气候特征和环境参数分析[J]. 气象,2016,42(12):1513-1521. ( FEI Haiyan,WANG Xiuming,ZHOU Xiaogang,et al. Climatic characteristics and environmental parameters of severe thunderstorm gales in China[J]. Meteorological Monthly,2016,42(12):1513-1521. ( in Chinese))

( 收稿日期:2023 - 11 - 22 编辑:刘晓艳)