

控制与决策

Control and Decision

面向大型工程多安全指标的解析可追溯安全控制方法

宋鑫涛, 常雷雷, 戴嘉栋, 徐晓滨, 徐晓健

引用本文:

宋鑫涛, 常雷雷, 戴嘉栋, 徐晓滨, 徐晓健. 面向大型工程多安全指标的解析可追溯安全控制方法[J]. *控制与决策*, 2024, 39(1): 95-102.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.0015>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于数据驱动的浓密-压滤过程协调优化控制

Data driven coordinated optimization control of thickening-filter process

控制与决策. 2021, 36(5): 1095-1100 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1151>

输入约束不确定系统的点对点迭代学习控制与优化

Point-to-point iterative learning control and optimization for uncertain systems with constrained input

控制与决策. 2021, 36(6): 1435-1441 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0908>

基于改进NSGA-II算法求解多目标资源受限项目调度问题

An improved NSGA-II algorithm for multi-objective resource-constrained project scheduling problem

控制与决策. 2021, 36(3): 669-676 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0906>

结冰飞机的包线保护与控制裕度研究

Envelope protection and control margin of icing aircraft

控制与决策. 2021, 36(6): 1415-1424 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1221>

多模态多目标优化综述

A survey on multimodal multiobjective optimization

控制与决策. 2021, 36(11): 2577-2588 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.1509>

面向大型工程多安全指标的解析可追溯安全控制方法

宋鑫涛, 常雷雷[†], 戴嘉栋, 徐晓滨, 徐晓健

(杭州电子科技大学 自动化学院, 杭州 310000)

摘要: 安全控制是开展一系列大型工程的重要前提之一,但大型工程往往受多种因素影响且同时需要考虑多个安全指标,对此,提出一种基于置信规则库(belief rule base, BRB)的具有解析和可追溯特征的多目标安全控制方法. 首先,面向多个安全指标建立多个 BRB;其次,计算各影响因素对各安全指标的贡献度,根据贡献度值得到面向单个安全指标的关键因素序列;再次,综合获得面向多个安全指标的关键因素序列;最后,仅针对面向多安全指标的关键因素开展多目标优化. 以隧道施工过程中地面沉降值和建筑斜率作为目标开展安全控制. 实例结果表明,所提出方法能够精准识别关键因素,通过优化关键因素可以有效降低地面沉降值和建筑斜率. 此外,还进一步研究了关键因素数量对安全控制过程和结果的影响.

关键词: 大型工程; 多安全指标; 安全控制; 置信规则库; 解析可追溯

中图分类号: TP13 文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.0015

引用格式: 宋鑫涛,常雷雷,戴嘉栋,等. 面向大型工程多安全指标的解析可追溯安全控制方法[J]. 控制与决策, 2024, 39(1): 95-102.

Analytical and traceable safety control method for major projects with multiple safety objectives

SONG Xin-tao, CHANG Lei-lei[†], DAI Jia-dong, XU Xiao-bin, XU Xiao-jian

(School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310000, China)

Abstract: Safety control is one of the most important prerequisites for major projects, which are typically influenced by multiple factors and involve multiple control objectives. This paper proposes a multi-objective safety control method with analytical and traceability features using belief rule base (BRB). Firstly, multiple BRBs are constructed for multiple safety objectives. Secondly, the contribution degrees of factors to each safety objective are calculated. Thirdly, a comprehensive list is formed of key factors according to the contribution degree for multiple objectives. Finally, the multi-objective optimization is carried out using only the key factors. A practical case of tunnel construction is studied with two safety objectives, namely the settlement and the building tilt rate. Case study results show that the proposed method can accurately identify the key factors and effectively reduce both the settlement and the building tilt rate. In addition, the influence of the number of key factors on the safety control process and results is also further explored.

Keywords: major projects; multiple safety objectives; safety control; belief rule base; analytical and traceable

0 引言

对大型工程开展安全性评估、保障人员财产安全是实现大型工程顺利进行的重要前提之一. 城市地铁隧道施工就属于此类大型工程,其施工作业的顺利开展不仅关系到地铁建设能够如期完工,更直接关系到施工班组、周围建筑物以及人民群众的生命财产安全. 国内外众多学者对此问题开展了大量研究. 在

安全与风险因素识别方面,尚超^[1]面向城市地铁车站与区间隧道施工期实时变形控制和安全风险识别问题开展了深入研究. 在风险与安全管控方面,Huang 等^[2]和 Tang 等^[3]都提出将 BIM (building information modeling) 应用于地铁设计阶段以规避未来施工和运行阶段可能遇到的风险; Fang 等^[4]和 Ye 等^[5]分别提出采用机器学习的方法开展地铁施工过程采集得到

收稿日期: 2022-01-04; 录用日期: 2022-09-06.

基金项目: 国家重点研发计划项目(2022YFE0210700); 国家自然科学基金项目(61903018); 浙江省自然科学基金项目(LTGG23F030009, LY21F030011); 浙江省杰出青年基金项目(LR21F030001).

责任编辑: 冯俊娥.

[†]通讯作者. E-mail: leileichang@hotmail.com.

*本文附带电子附录文件,可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

的图像分析和预测地铁施工过程的沉降值,取得了较好效果。

大型工程的安全性往往需要检测多个安全指标.以城市地铁隧道施工为例,其施工作业大多处于城市地下,因此,需要监测对周围建筑物的影响以明确施工安全性.一般而言,主要通过两个指标衡量地铁施工对周围建筑物的影响:一是周围建筑物沉降值^[6],二是周围建筑的倾斜率^[7].在施工过程中,应当确保这两个指标同时处于合理区间内.鉴于此,对大型工程的安全性评估问题应考虑多个安全性指标并确保所有指标同时处于合理区间之内,这就需要进行面向多安全指标的多目标安全控制.在大型工程的具体安全实践过程中,技术人员往往首先根据当前生产和环境条件确定关键机械参数,待大型设备运行一段时间之后测量系统输出是否满足需求,并根据系统输出调节机械参数,整个过程循环迭代多次之后系统即可平稳运行.基于此,本文提出的多目标安全控制方法是:1)确定对多安全指标具有重要影响的关键参数;2)面向多安全指标开展安全控制.

针对方法1)确定关键参数的问题,首先要建立影响因素(系统输入)与安全指标(系统输出)之间的模型关系,基于此来确定关键影响因素.基于已有数据建立输入与输出之间关系的方法较多,如仿真方法、基于规则的模型、神经网络等.不同方法的要求和特点均不相同,所适用的问题也不相同.仿真方法要求输入中各因素关系明确;神经网络和基于规则的方法都可以采用学习和训练当前数据的形式进行建模.仿真方法和神经网络本质上属于黑箱方法,后续基于此法识别关键参数也仅能采用如灵敏度分析^[8]的思路;而基于规则的方法则可能支持定量解析计算各输入因素对输出的贡献度.因此,应根据实际需求选择恰当的建模方法,以达到识别关键因素的目的.置信规则库(BRB)是一种基于D-S证据理论、决策理论和传统IF-THEN规则所提出的非线性建模方法,用于描述输入输出之间的非线性映射关系,目前已经广泛开展了有关建模^[9]、优化^[10]和应用^[11]的研究.其中,BRB优化相关研究是确保BRB推理过程中“输入-规则-输出”具有强耦合性的重要保证,这对本文的工作也具有重要借鉴作用.作为一种基于规则的白箱方法(white-box approach)^[10-11],其建模过程是透明可见的,推理结果可反向追溯,这就使得BRB可以支持定量解析计算各影响因素对各安全指标的贡献度.

针对方法2)面向多个安全指标开展安全控制的

问题,在已识别关键因素(关键参数)的前提下,该问题本质上已成为一个多目标优化问题.这方面无论是在多目标优化的理论还是方法上都有大量文献可以参考,如:黄博南等^[12]提出的基于分布式神经动态优化的综合能源系统多目标优化调度;赵新秋等^[13]提出的基于阈值搜索的多目标人工蜂群算法.结合本文中多目标安全控制的问题需求,将已识别的关键因素作为决策变量,多个控制目标作为优化目标,关键因素与安全控制目标之间的关系将基于上述选择模型解析确定.在优化过程中,多个关键因素取得的解将构成并更新为Pareto前沿,并最终根据不同安全控制目标之间的权衡关系选择最优解.

本文的研究对象是受多种因素影响且同时需要考虑多个安全指标的大型工程.为了实现对此类大型工程中多个安全指标的安全控制,本文提出一种基于置信规则库的多目标安全控制方法.该方法包括4个步骤:1)面向多个安全指标建立多个BRB;2)计算各影响因素对各安全指标的贡献度,基于贡献度值得到面向单个安全指标的关键因素序列;3)确定面向多个安全指标的关键因素序列;4)仅面向关键因素序列中的关键因素开展精准多目标优化,最后筛选并向决策者推荐最优解.

1 方法

1.1 框架

step 1: 建立初始BRB并优化.

基于历史数据或专家知识确定待建立BRB的参数,包括 S 个系统安全指标(系统输出)和 M 个影响因素(系统输入);根据 S 个系统输出,使用训练数据集建立 S 个初始BRB.针对第 s 个初始BRB($s = 1, 2, \dots, S$)建立优化模型,设计优化算法,对初始BRB进行优化,优化目标为降低BRB推理输出 y^e 与数据真实输出 y^a 之间的误差.详见1.2节.

step 2: 计算各输入对所有目标的贡献度.

针对第 s 个系统输出 $y_s, s = 1, 2, \dots, S$,基于BRB的规则激活、集成和归一化过程^[10-12],计算 M 个输入对第 s 个系统输出 y_s 的贡献度,最终获得按照贡献度值大小排列的 M 个因素序列.详见1.3节.

step 3: 面向多目标筛选关键因素.

对于 S 个系统输出,得到 S 个输入贡献度序列,在综合考虑各系统输出权重的前提下,根据加权后贡献度值大小确定 Q 个关键因素.详见1.4节.

step 4: 多目标控制.

确定 Q 个关键因素后,通过设计约束条件,建立面向 S 个目标的优化模型,优化目标是最小化或最大

化系统的第 s 个输出, 即 $\min(y_s)$ 或 $\max(y_s)$. 需要注意的是, 模型输入仅限于 step 3 所确定的 Q 个关键因素, 其他 $M - Q$ 个系统输入保持不变. 使用演化算法对该优化模型进行求解, 最后使用 TOPSIS 方法^[14] 选择最优解. 详细内容见 1.5 节.

1.2 建立初始BRB并优化

面向 S 个安全指标共需要建立 S 个 BRB, 接下来以第 s 个 BRB 的建模优化过程为例进行说明.

step 1.1: 对于系统的第 s 个安全指标, 根据专家知识以及训练数据集特征建立初始 BRB.

step 1.2: 建立优化模型优化 step 1.1 中的初始 BRB. 优化目标为数据真实值与 BRB 推理值之间的误差, 使用均方根误差 (RMSE) 进行量化, 如下式所示:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{p} \sum_{p=1}^P (y_{p,s}^a - y_{p,s}^e)^2}, \quad (1)$$

其中 $y_{p,s}^a$ 和 $y_{p,s}^e$ 分别表示第 s 个 BRB 中第 p 组训练数据的真实值和推理值.

对于第 s 个 BRB, 建立其优化模型, 如下所示:

$$\min \text{RMSE}(A_{m,s}^k, \theta_{k,s}, \beta_{n,k,s}); \quad (2)$$

$$\text{s.t. } \text{lb}_{m,s} \leq A_{m,s}^k \leq \text{ub}_{m,s}, \quad (3)$$

$$0 < \theta_{k,s} \leq 1, \quad (4)$$

$$0 \leq \beta_{n,k,s} \leq 1, \quad \sum_{n=1}^{N_s} \beta_{n,k,s} = 1. \quad (5)$$

其中: 式 (3) 表示第 k 条规则中第 m 个前提属性的参考值必须约束在其上下限 ($\text{lb}_{m,s}$ 和 $\text{ub}_{m,s}$) 之间; 式 (4) 约束了第 k 条规则的初始权重; 式 (5) 约束了第 k 条规则中第 n 个等级的置信度, 且由于没有不完备信息, 同一条规则的置信度之和为 “1”.

step 1.3: 设计优化算法, 使用演化算法求解 step 1.2 所建立的优化模型.

1.3 计算各输入对所有目标的贡献度

step 2.1: 根据式 (6) 计算第 p 组数据中第 m 个输入 I_m^p 对于第 s 个 BRB 中第 k 条激活规则 $R_{k,s}$ 的贡献度, 即

$$\text{ctr}(I_m^p, R_{k,s}) = \alpha_{m,s}^k / a_{k,s}. \quad (6)$$

其中: $\alpha_{m,s}^k$ 表示输入 I_m^p 对于第 k 条规则中第 m 个前提属性的匹配度, $a_{k,s} = \sum_{m=1}^M \alpha_{m,s}^k$ 表示第 k 条规则所有 (共 M 个) 前提属性的综合匹配度.

step 2.2: 假设推理过程中没有不完整信息, 即在 $\sum_{n=1}^{N_s} \beta_{n,k,s} = 1$ 的条件下, 根据式 (7) 计算置信分布中

第 n 个等级的置信度 $\beta_{n,s}$, 有

$$\beta_{n,s} = \frac{f(\omega_{k,s}, \beta_{n,k,s})}{g(\omega_{k,s}, \beta_{n,k,s})} = \frac{\prod_{k=1}^{K_s} (\omega_{k,s} \beta_{n,k,s} + 1 - \omega_{k,s}) - \prod_{k=1}^{K_s} (1 - \omega_{k,s})}{\sum_{n=1}^{N_s} \prod_{k=1}^{K_s} (\omega_{k,s} \beta_{n,k,s} + 1 - \omega_{k,s}) - N_s \prod_{k=1}^{K_s} (1 - \omega_{k,s})}. \quad (7)$$

其中: $\omega_{k,s}$ 表示第 k 条规则的激活权重, $\beta_{n,k,s}$ 表示第 k 条规则中第 n 个等级的置信度.

根据式 (7) 计算 $\omega_{k,s}$ 和 $\beta_{n,k,s}$ 分别对于 $\beta_{n,s}$ 的偏导数, 即 $\frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \omega_{k,s}}$ 和 $\frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \beta_{n,k,s}}$, 如下式所示:

$$\begin{cases} \frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \omega_{k,s}} = \frac{\partial f}{\partial \omega_{k,s}} \cdot \frac{1}{g} - \frac{f}{g^2} \cdot \frac{\partial g}{\partial \omega_{k,s}}, \\ \frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \beta_{n,k,s}} = \frac{\partial f}{\partial \beta_{n,k,s}} \cdot \frac{1}{g} - \frac{f}{g^2} \cdot \frac{\partial g}{\partial \beta_{n,k,s}}. \end{cases} \quad (8)$$

其中

$$\begin{cases} \frac{\partial f}{\partial \omega_{k,s}} = (\beta_{n,k,s} - 1) \prod_{k'=1, k' \neq k}^{K_s} (\omega_{k',s} \beta_{n,k',s} + 1 - \omega_{k',s}) + \prod_{k'=1, k' \neq k}^{K_s} (1 - \omega_{k',s}), \\ \frac{\partial f}{\partial \beta_{n,k,s}} = \omega_{k,s} \prod_{k=1, k' \neq k}^{K_s} (\omega_{k',s} \beta_{n,k',s} + 1 - \omega_{k',s}), \\ \frac{\partial g}{\partial \omega_{k,s}} = \sum_{n'=1, n' \neq n}^{N_s} \left[(\beta_{n',k',s} - 1) \prod_{k'=1, k' \neq k}^{K_s} (\omega_{k',s} \beta_{n',k',s} + 1 - \omega_{k',s}) \right] + N_s \prod_{k'=1, k' \neq k}^{K_s} (1 - \omega_{k',s}), \\ \frac{\partial g}{\partial \beta_{n,k,s}} = \omega_{k,s} \prod_{k=1, k' \neq k}^{K_s} (\omega_{k',s} \beta_{n,k',s} + 1 - \omega_{k',s}). \end{cases} \quad (9)$$

根据概率论的加法定律^[15], 第 k 条激活规则 $R_{k,s}$ 对于置信度 $\beta_{n,s}$ 的贡献度按下式计算得到:

$$\text{ctr}(R_{k,s}, \beta_{n,s}) = \frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \omega_{k,s}} + \frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \beta_{n,k,s}} - \frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \omega_{k,s}} \cdot \frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \beta_{n,k,s}}, \quad (10)$$

其中 $\frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \omega_{k,s}}$ 和 $\frac{\partial \beta_{n,s}}{\partial \beta_{n,k,s}}$ 由式 (8) 得到.

step 2.3: 根据下式可得置信度 $\beta_{n,s}$ 对于归一化结果 $y_{p,s}$ 的贡献度:

$$\text{ctr}(\beta_{n,s}, y_{p,s}) = \frac{U(D_{n,s})\beta_{n,s}}{y_{p,s}} = \frac{U(D_{n,s})\beta_{n,s}}{\sum_{n=1}^{N_s} U(D_{n,s})\beta_{n,s}}. \quad (11)$$

其中: $U(D_{n,s})$ 表示第 n 个输出等级的效用值, $\beta_{n,s}$ 表示第 n 个输出等级的置信度.

step 2.4: 最后, 根据下式可得输入 I_m^p 对于 BRB 推理结果 $y_{p,s}$ 的贡献度:

$$\text{ctr}(I_m^p, y_{p,s}) = \sum_{k=1}^K \left(\text{ctr}(I_m^p, R_{k,s}) \cdot \sum_{n=1}^N (\text{ctr}(R_{k,s}, \beta_{n,s}) \text{ctr}(\beta_{n,s}, y_{p,s})) \right), \quad (12)$$

其中 $\text{ctr}(I_m^p, R_{k,s})$ 、 $\text{ctr}(R_{k,s}, \beta_{n,s})$ 和 $\text{ctr}(\beta_{n,s}, y_{p,s})$ 由 step 2.1 ~ step 2.3 得到.

1.4 面向多目标筛选关键因素

step 3.1: 对于第 s 个输出 (安全指标), 所有输入 (影响因素) 按各自贡献度降序排列. 当系统存在 S 个输出时, 重复计算可得 S 个输入贡献度序列.

step 3.2: 选择对于第 s 个输出具有最大贡献度的输入作为候选因素, 重复 S 次可得 S 个候选因素. 考虑到某个输入可能对多个输出都具有最大贡献度, 此时可以确定的候选因素有 Q^* 个, 且 $Q^* \leq S$. 假设实际问题要求确定 Q 个关键因素, 当 $Q^* > Q$ 时, 见 step 3.3; 当 $Q^* < Q$ 时, 见 step 3.4.

step 3.3: 当 $Q^* > Q$ 时, 从已经确定的 Q^* 个候选因素中选择前 Q 个作为关键因素.

step 3.4: 当 $Q^* < Q$ 时: 首先, 所有 Q^* 个候选因素都作为关键因素; 然后, 根据目标权重计算剩余输入的综合贡献度, 选择具有较大综合贡献度 $\max(\text{ctr}_m^p)$ 的 $Q - Q^*$ 个输入, 依次将其选为关键因素.

1.5 多目标控制

step 4.1: 建立多目标优化模型.

首先, 选择 1.4 节中确定的关键因素 I_{m^*} 作为优化变量, 设计约束条件; 然后, 确定优化目标, 如最小化 S 个安全指标. 优化模型建立如下:

$$\begin{cases} \min & y_1(I_{m^*}), \\ & \vdots \\ \min & y_S(I_{m^*}); \end{cases} \quad (13)$$

$$\text{s.t. } \text{lb}_m \leq I_{m^*} \leq \text{ub}_m. \quad (14)$$

其中: 式 (13) 中假设 $y_1 \sim y_S$ 均为成本型安全指标 (如建筑斜率等), 此时优化模型中的目标应为极小化

(min); 根据具体问题需求, 当 $y_1 \sim y_S$ 是效益型安全指标时 (如建筑节能率等), 此时优化模型中的目标应为极大化 (max). 式 (14) 表示第 m^* 个关键因素的值必须约束在其上限 ub_m 和下限 lb_m 内.

step 4.2: 设计多目标优化算法.

仍以演化算法作为优化引擎. 与 step 1.3 不同的是, 该优化过程需要不断推进由多目标解组成的 Pareto 前沿, 而非仅仅比较和更新单目标解.

step 4.3: 基于 TOPSIS 方法的最优解选择.

使用 TOPSIS 方法^[14] 从 step 4.2 得到的 Pareto 前沿中选择最优解, 需要计算并比较 Pareto 前沿中每个解到理想最优解与最劣解的距离.

2 实例研究

2.1 实例背景与模型建立

地铁隧道施工过程中, 为确保隧道自身结构与周围建筑物的安全, 需要监测与安全问题密切相关的两个指标, 即地面沉降值和建筑斜率. 这两项指标主要受隧道设计参数、地质条件、施工设备参数和建筑物自身状态 4 类因素影响. 其中: 隧道设计参数包含特征因素 x_1 (隧道覆盖厚度 (m)), x_2 (覆盖跨度比); 地质条件包含特征因素 x_3 (土体内摩擦角 ($^\circ$)), x_4 (土壤压缩模量 (MPa)), x_5 (土壤粘结力 (MPa)); 施工设备参数包含特征因素 x_6 (掘进速度 (mm/min)), x_7 (刀盘转矩 (bar)), x_8 (盾构推力 (kN)), x_9 (刀盘转速 (r/min)), x_{10} (土仓压力 (bar)), x_{11} (灌浆体积 (m^3)); 建筑物自身状态包含特征因素 x_{12} (相对水平距离 (m)), x_{13} (相对垂直距离 (m)), x_{14} (相对纵向距离 (m)), x_{15} (建筑物基桩完整性 (分数值)), x_{16} (建筑物完好状态 (分数值)). 在实际施工过程中, 需要先对隧道设计参数、地质条件和建筑物自身状态这 3 类固定因素 (不可变) 进行测量; 然后, 工程师将根据自身经验和现场情况收集的数据来确定施工参数因素.

本文使用某市地铁系统隧道施工过程中收集的 500 组数据, 选择前 400 组作为训练数据集, 剩余 100 组作为测试数据集. 本示例中设定 BRB 中包含 5 条规则. 以 400 组数据为训练集, 使用差分进化算法 (DE/rand/1/bin)^[16] 求解以上模型. 其中: 种群数量为 20, 迭代次数为 1000, 交叉概率为 0.5. 优化后两个 BRB 的均方根误差 (RMSE) 分别为 0.0956 和 0.1025. 图 1 分别给出了地面沉降值与建筑斜率的真实数据和 BRB 推理值. 从图 1 中可以看出, 两个 BRB 都具有较高的精度.

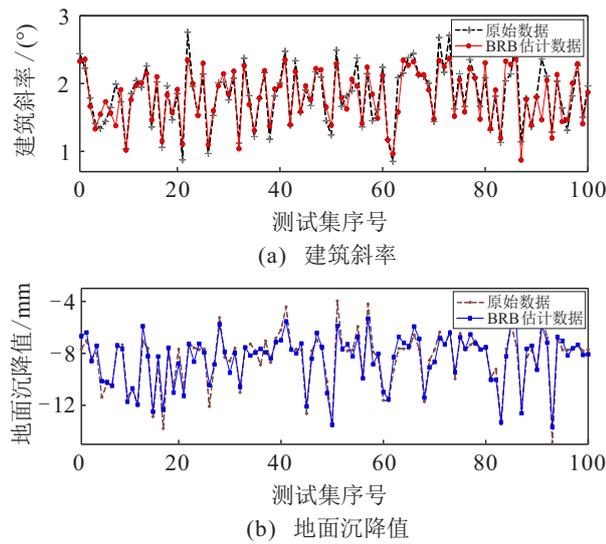


图1 使用测试数据集验证模型精度

2.2 计算各影响因素的贡献度及筛选关键影响因素

以地面沉降值的第1组测试数据为例说明贡献度的计算过程. 由于固定因素的数据不可变, 计算得到的贡献值也不变, 这里仅计算可操作因素贡献值并归一化得到贡献度. 该组数据的施工参数因素有: $(x_6, 52.7262)$, $(x_7, 1717.0841)$, $(x_8, 13222.9907)$, $(x_9, 2.2358)$, $(x_{10}, 1.9901)$, $(x_{11}, 4.7761)$, 实际地面沉降值为 -8.5765 , 优化后的BRB推理结果为 -9.4848 . 根据1.3节 step 2.1~2.4, 各影响因素对地面沉降值推理结果的贡献度由3部分组成, 各部分计算结果如表1~表3所示. 最后, 可得各影响因素对地面沉降值推理结果的贡献度, 重复上述过程, 计算各影响因素对建筑斜率推理结果的贡献度, 计算结果如表4所示.

表1 影响因素对各激活规则的贡献度

规则	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}
1	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000
2	0.9244	0.0000	0.1554	0.0000	0.4428	0.2154
3	0.0756	0.1014	0.0000	0.3453	0.0000	0.7846
4	0.0000	0.8986	0.0000	0.6547	0.5572	0.0000
5	0.0000	0.0000	0.8446	0.0000	0.0000	0.0000

表2 各激活规则对置信分布的贡献度

规则	L	LM	M	MH	H
1	0.0262	0.2743	0.0153	0.6841	0.0001
2	0.0060	0.3289	0.0160	0.6491	0.0000
3	0.0007	0.3632	0.0058	0.6243	0.0060
4	0.0183	0.4499	0.0146	0.5171	0.0001
5	0.0259	0.4874	0.0208	0.4658	0.0001

表3 置信分布对集成结果的贡献度

规则	$L(-15)$	LM(-12)	$M(-9)$	MH(-6)	$H(-3)$	总和
置信度	0.4676	0.0131	0.0357	0.1805	0.3031	1.0000
沉降值	-7.0140	-0.1572	-0.3213	-1.0830	-0.9093	-9.4848
贡献度	0.7396	0.0165	0.0338	0.1142	0.0959	1.0000

表4 各影响因素对地面沉降值和建筑斜率的贡献度

	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}
对地面沉降值贡献度/%	13.99	28.45	11.53	17.66	25.78	2.59
对建筑斜率贡献度/%	50.75	16.85	9.65	7.60	7.59	7.56

根据表4中的结果, 确定对地面沉降值和建筑斜率贡献度最大的关键因素. 首先, x_7 对地面沉降值推理结果的贡献度最大, 因此, x_7 被确定为第1个关键因素; 其次, 仍根据表4中的结果, x_6 对建筑斜率推理结果的贡献度最大, 因此, x_6 被确定为第2个关键因素; 最后, 通过比较表4中其他因素对地面沉降值和建筑斜率推理结果的综合贡献度大小可知, x_{10} 被确

定为第3个关键因素. 所以, 第1组测试数据的关键因素为 x_7 、 x_6 和 x_{10} .

2.3 确定关键因素序列以及双目标优化

仍以第1组测试数据为例来说明关键因素的确定以及双目标优化的过程. 根据1.5节 step 4.1, 建立双目标优化模型为

$$\min y_1(I_7, I_6, I_{10}), \tag{15}$$

$$\min y_2(I_7, I_6, I_{10}); \tag{16}$$

$$\text{s.t. } lb_7 \leq I_7 \leq ub_7, \tag{17}$$

$$lb_6 \leq I_6 \leq ub_6, \tag{18}$$

$$lb_{10} \leq I_{10} \leq ub_{10}. \tag{19}$$

其中:式(15)和(16)中, y_1 和 y_2 分别表示以最小化地面沉降值的绝对值和建筑斜率为优化目标;式(17)~(19)表示关键因素 x_7 、 x_6 和 x_{10} 的参考值应在其上下限内.根据step 4.3,使用差分进化算法(DE/rand/1/bin)求解以上模型.其中:种群数量为20,交叉概率为0.5.迭代500次之后的Pareto前沿如图2所示.根据step 4.3,选择第1组测试数据集的最优解.由于没有先验信息,本文考虑地面沉降值与建筑斜率的权重相等,使用TOPSIS方法^[14]选择最优解,选择

贴近程度最大的第9组解作为最优解,具体数值为(0.9660, 8.1814),该过程如图2所示.各关键因素优化前后和建筑斜率与沉降值优化前后如表5所示.

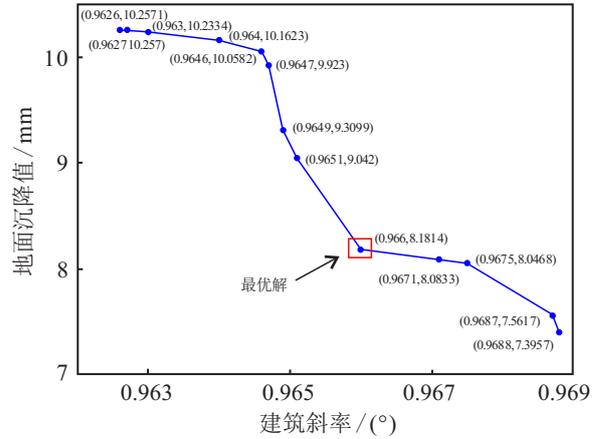


图2 迭代1000次之后最终得到的Pareto前沿

表5 优化结果

	x_6	x_7	x_{10}	建筑斜率	沉降值
优化前	52.73	1 717.08	1.9901	1.8446	9.4853
优化后	25.00	1 204.00	3.500	0.9660	8.1814
减小/%	52.57	29.88	-75.87	47.63	13.75

对100组测试数据集重复上述过程,安全控制结果如图3所示.根据图3可得,地面沉降值和建筑斜率的平均初始值分别为-8.4289和1.8275,优化后的平均值分别为-7.0648和1.4140,两个指标分别提高了1.3640(13.28%)和0.4135(16.66%).

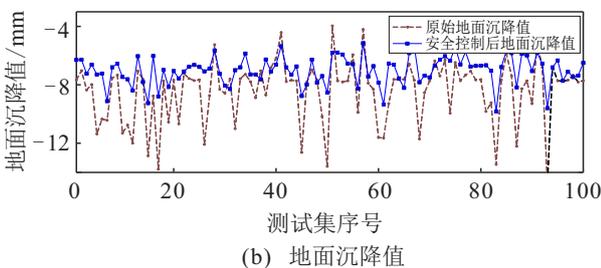
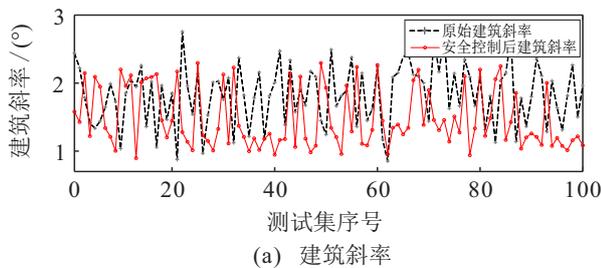


图3 100组测试数据的安全控制结果

2.4 关键因素个数对各因素识别为关键因素的影响分析

本节着重分析不同关键因素个数下将各影响因素识别为关键参数的结果.分别测试关键参数个数为1~6时将各影响因素识别为关键参数的频率,结

果如表6所示.

表6 100组测试集中各因素被选择为关键因素的次数

关键因素个数	x_6	x_7	x_8	x_9	x_{10}	x_{11}
1	34	18	14	7	20	7
2	44	31	41	18	42	24
3	63	57	55	33	51	41
4	80	81	70	49	65	55
5	89	92	88	71	83	77
6	100	100	100	100	100	100

基于表6中不同关键因素个数下各因素被识别为关键因素的次数对比结果可知:在仅识别1个关键因素的情况下,因素 x_6 有超过三分之一的概率被识别为关键因素,而因素 x_9 与因素 x_{11} 仅有7%的概率被识别为关键因素;当识别3个关键因素时,因素 x_6 仍然以最高概率被识别为关键因素,因素 x_9 与因素 x_{11} 被识别的概率小于50%;当关键因素个数超过5个时,各因素被识别为关键因素的概率都大幅提高.综合表6中的结果可知:因素 x_6 一直都以较高概率被识别为关键因素;因素 x_7 、 x_8 和 x_{10} 略次之;因素 x_9 和 x_{11} 被识别为关键因素的概率较低.同时,这一分析结果也与实际情况具有高度一致性:因素 x_6 (掘进速度)是地铁隧道施工中对安全性影响最大的关键指标之一;而因素 x_9 (刀盘转速)和因素 x_{11} (灌浆体积)对于安全性的影响相对较小.以上分析对于指导事件中确定关键影响因素具有重要的指导意义:

在没有先验知识或者在没有条件开展贡献率分析和计算的情况下,首先选择因素 x_6 (而不选择因素 x_9 和因素 x_{11})作为关键因素具有概率上的合理性。

2.5 关键因素个数对目标贡献率和安全控制结果的影响分析

不同关键因素个数下的识别对建筑斜率和沉降值两个目标的贡献率也不同,表7给出了不同数量关键因素时地面沉降值和建筑斜率的贡献度。根据表7的结果可知:即使在只识别一个关键影响因素的情况下,该因素对建筑斜率的平均贡献率也已经超过

表7 不同关键因素个数时的贡献率(“0”表示选择0个关键参数,即未进行安全控制之前)

关键因素个数	0	1	2	3	4	5	6
地面沉降值 / %	0	20.89	52.09	72.48	87.00	95.69	100
建筑斜率 / %	0	61.82	73.05	84.90	91.38	96.26	100

表8 不同关键因素个数时的安全控制结果(“0”表示选择0个关键参数,即未进行安全控制之前)

关键因素个数	0	1	2	3	4	5	6
地面沉降值 / mm	8.4289	8.0187	7.5753	7.4581	7.2423	7.2225	7.1124
建筑斜率 / (°)	1.8275	1.5984	1.3893	1.2600	1.1591	1.1487	1.0735

显然,选择的关键参数数量越多,对建筑斜率和沉降值的综合贡献率也越高(见表7),建筑斜率和沉降值的安全控制结果也越好,但同时所需的优化资源也越多。关键参数的数量对于安全控制结果具有直接影响,因此,关键参数个数的确定也是一个需要权衡分析的科学问题。综合表7和表8判断,当选择3或4个关键参数时,对建筑斜率和沉降值两个目标的贡献分别超过了70%和80%,此时建筑斜率/沉降值分别降低了31.05%/11.52%和36.57%/14.08%,取得了较好效果。基于此,可以选择3或4个关键参数。仅就本实例而言:当选择2个关键参数时,贡献度覆盖已经达到73.05%和52.09%;当选择3个关键参数时,贡献度覆盖已经达到84.09%和72.48%。考虑到本实例中全部16个影响因素仅有6个可变影响因素(均为建筑设备参数),因此,关键影响因素不超过可变影响因素个数的50%时即可。

2.6 对比实验结果

表9对比了多种方法的建模结果。根据表9可知,总体而言,BRB和BPNN均取得了较好结果,尤其面向沉降值时,BPNN甚至取得了优于BRB的结果。需要注意的是,本文不仅要求建立初始模型的方法取得最佳精度,更要求该方法能够提供解析可导的推理步骤,以支持后续进行贡献度计算和识别关键因素,支持开展面向多目标的安全控制。

了60%,但对沉降值的贡献率较低,仅略高于20%;当识别3个关键影响因素时,对建筑斜率和沉降值的贡献率分别超过了80%和70%。表8给出了不同关键因素个数时的安全控制结果。根据表8的结果可知:当仅选择一个关键影响因素进行优化时,建筑斜率从原来的1.8275降低至1.5984(降低12.54%),沉降值从原来的8.4289降低至8.0187(降低4.87%);当选择3个关键影响因素进行优化时,建筑斜率从原来的1.8275降低至1.2600(降低31.05%),沉降值从原来的8.4289降低至7.4581(降低11.52%)。

表9 不同方法的建模结果(RMSE)

方法	建筑倾斜率	地面沉降值
BRB(本文)	0.0956	0.1025
BPNN(trainbfg/logsig)	0.1139	0.0846
SVM($C = 0.2$)	0.1761	0.2533
GENFIS(trimf)	0.5098	1.8972
RBFNN	0.2174	0.3290
GRNN	0.1245	0.2738

3 结论

面向受多个因素影响并同时具有多个安全指标的大型工程安全控制问题,本文提出了一种基于置信规则库的多目标安全控制方法,该方法首先识别关键因素,再针对关键因素进行多目标优化。由于置信规则库(BRB)方法的规则激活、集成和归一化过程均是解析可见的,本文采用BRB建模。通过对BRB推理结果进行解析与反向追溯,得到关键因素序列,仅针对关键因素进行多目标优化,形成Pareto前沿并筛选得到最优解。

本文以地铁隧道施工过程的两个安全指标(地面沉降值和建筑斜率)作为控制目标,使用所提出方法识别并优化关键因素,达到同时降低地面沉降值和建筑斜率的目的,提高施工过程安全性。此外,本文还就关键因素数量与目标权重设置对安全控制结果的影响进行了研究并发现:当关键因素数量较少时,可

以考虑设置沉降值的权重为1或者1.5(建筑斜率权重为1);当关键因素较多时,可以考虑设置沉降值的权重为2或者4(建筑斜率权重为1).随后还开展了关键因素个数对关键因素识别结果、目标贡献率和安全控制结果的影响分析.

下一步工作可以考虑增加BRB参数和改变优化算法,进一步提高建模能力.此外,还可以对更多的目标权重设置进行研究,尤其在在不同关键因素个数的情况下,以便更好地满足实际要求.

参考文献(References)

- [1] 尚超. 城市地铁车站与区间隧道施工期实时变形控制和安全风险识别研究[D]. 天津: 天津大学, 2019.
(Shang C. Real-time deformation control and safety risk identification of metro station and tunnels in city during construction[D]. Tianjin: Tianjin University, 2019.)
- [2] Huang M Q, Zhu H M, Nini J, et al. Multi-LOD BIM for underground metro station: Interoperability and design-to-design enhancement[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2022, 119: 104232.
- [3] Tang Y C, Xia N N, Lu Y, et al. BIM-based safety design for emergency evacuation of metro stations[J]. *Automation in Construction*, 2021, 123: 103511.
- [4] Fang W L, Love P E D, Ding L Y, et al. Computer vision and deep learning to manage safety in construction: Matching images of unsafe behavior and semantic rules[J]. *IEEE Transactions on Engineering Management*, 2021(99): 1-13.
- [5] Ye X W, Jin T, Chen Y M. Machine learning-based forecasting of soil settlement induced by shield tunneling construction[J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2022, 124: 104452.
- [6] Di H G, Zhou S H, Yao X P, et al. In situ grouting tests for differential settlement treatment of a cut-and-cover metro tunnel in soft soils[J]. *Bulletin of Engineering Geology and the Environment*, 2021, 80(8): 6415-6427.
- [7] Pan Y, Zhang L M. Mitigating tunnel-induced damages using deep neural networks[J]. *Automation in Construction*, 2022, 138: 104219.
- [8] 俞滨, 巴凯先, 刘雅梁, 等. 液压驱动单元基于力的阻抗控制方法控制参数灵敏度分析[J]. *控制与决策*, 2019, 34(10): 2125-2133.
(Yu B, Ba K X, Liu Y L, et al. Control parameters sensitivity analysis of force-based impedance control for hydraulic drive unit[J]. *Control and Decision*, 2019, 34(10): 2125-2133.)
- [9] Zhou Z J, Hu G Y, Hu C H, et al. A survey of belief rule-base expert system[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems*, 2021, 51(8): 4944-4958.
- [10] 孙建彬, 常雷雷, 谭跃进, 等. 基于双层模型的置信规则库参数与结构联合优化方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2018, 38(4): 983-993.
(Sun J B, Chang L L, Tan Y J, et al. Bi-level model for belief rule base parameter and structure joint optimization[J]. *Systems Engineering — Theory & Practice*, 2018, 38(4): 983-993.)
- [11] Chang L L, Dong W, Yang J B, et al. Hybrid belief rule base for regional railway safety assessment with data and knowledge under uncertainty[J]. *Information Sciences*, 2020, 518: 376-395.
- [12] 黄博南, 王勇, 李玉帅, 等. 基于分布式神经动态优化的综合能源系统多目标优化调度[J]. *自动化学报*, 2022, 48(7): 1718-1736.
(Huang B N, Wang Y, Li Y S, et al. Multi-objective optimal scheduling of integrated energy systems based on distributed neurodynamic optimization[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2022, 48(7): 1718-1736.)
- [13] 赵新秋, 段思雨, 马学敏. 基于阈值搜索的多目标人工蜂群算法[J]. *控制与决策*, 2020, 35(8): 1793-1802.
(Zhao X Q, Duan S Y, Ma X M. A multi-objective artificial bee colony based on limit search strategy[J]. *Control and Decision*, 2020, 35(8): 1793-1802.)
- [14] Mohammed A. Towards a sustainable assessment of suppliers: An integrated fuzzy TOPSIS-possibilistic multi-objective approach[J]. *Annals of Operations Research*, 2020, 293(2): 639-668.
- [15] DeGroot M H, Schervish M J. *Probability and statistics*[M]. The 4th edition. Boston: Addison-Wesley, 2012.
- [16] Mallipeddi R, Suganthan P N, Pan Q K, et al. Differential evolution algorithm with ensemble of parameters and mutation strategies[J]. *Applied Soft Computing*, 2011, 11(2): 1679-1696.

作者简介

宋鑫涛(1996—), 男, 硕士生, 从事大型工程安全性评估与控制的研究, E-mail: xint_song@hotmail.com;

常雷雷(1985—), 男, 副研究员, 博士, 从事复杂系统建模、安全性评估与主动安全控制等研究, E-mail: leileichang@hotmail.com;

戴嘉栋(1996—), 男, 硕士生, 从事大型工程安全性评估及相关软件系统设计与开发的研究, E-mail: daijiadong@hdu.edu.cn;

徐晓滨(1980—), 男, 教授, 博士生导师, 从事大型工程故障诊断、风险分析、安全性评估与控制等研究, E-mail: xuxiaobin1980@163.com;

徐晓健(1988—), 女, 副研究员, 博士, 从事复杂系统故障诊断、安全性评估与分析等研究, E-mail: xuxiaojian@wti.ac.cn.