中图分类号:U445.6; TP181 文献标志码:A 文章编号:2097-017X(2026)05-0057-11
DOI:10.3969/j.issn.2097-017X.2026.05.006

检评修数据驱动与知识约束融合的高速公路改扩建桥梁综合处置智能辅助决策方法研究

张晨熹,胡彦卿

(苏交科集团股份有限公司,江苏 南京 210019)

摘要:针对高速公路改扩建桥梁综合处置依赖人工经验、检评修数据利用不足以及智能模型缺乏工程约束和解释依据等问题,提出一种检评修数据驱动与知识约束融合的智能辅助决策方法。以“桥梁-决策时点”为基本样本单元,构建桥梁基础属性、病害检测、技术状况评定、承载能力评定、维修加固历史及改扩建需求等多源特征体系,并以主导处置方向为分类标签,建立桥梁综合处置预测模型。在此基础上,进一步引入结构安全、承载能力和功能适应性等工程规则对模型输出结果进行约束校核,结合相似案例检索和多指标评价完成候选方案修正与排序。利用SHAP方法分析关键特征贡献,结合命中规则和相似案例形成可解释决策依据。基于模拟样本开展方法可行性验证,结果表明,在模拟样本条件下,所提方法能够形成“预测-校核-修正-排序-解释”的完整流程,融合工程规则、相似案例和多指标综合评价后,候选方案排序结果与预设模拟逻辑保持较好一致。该方法可为高速公路改扩建桥梁处置方向研判、方案比选和专家会商提供方法参考。

关键词:高速公路改扩建;桥梁养护;检评修数据;机器学习;知识约束;智能辅助决策

Inspection-assessment-maintenance data-driven and knowledge-constrained fusion method for intelligent decision support in comprehensive bridge treatment during expressway reconstruction and expansion

ZHANG Chenxi, HU Yanqing

(*JSTI Group Co., Ltd., Nanjing* 210019, *China*)

Abstract: To address the reliance on expert experience, insufficient use of inspection-assessment-maintenance data, and the lack of engineering constraints and interpretability in intelligent models for comprehensive treatment of expressway bridges under reconstruction and expansion, this study proposes an intelligent decision-support method integrating inspection-assessment-maintenance data-driven modeling and knowledge-constrained fusion. The “bridge-decision time point” is used as the basic sample unit, and a multi-source feature system is constructed, including bridge attributes, defect inspection, technical condition assessment, load-carrying capacity evaluation, maintenance and strengthening history, and reconstruction requirements. A classification model is then developed using the dominant treatment direction as the label. Engineering rules concerning structural safety, load-carrying

收稿日期:2026-07-20
基金项目:国家自然科学基金重点项目(42430711)
作者简介:张晨熹(1991—),男,硕士,工程师。研究方向:智能交通。

capacity, and functional adaptability are introduced to verify and constrain the model outputs. Similar case retrieval and multi-criteria evaluation are further used to adjust and rank candidate schemes. SHAP is used to identify key feature contributions, while triggered rules and similar cases provide interpretable evidence. Validation using simulated samples shows that the proposed method can form an integrated process of prediction, constraint checking, adjustment, ranking, and interpretation. Under the simulated sample conditions, the ranking results of candidate schemes are generally consistent with the preset simulation logic. The method can provide methodological support for treatment direction determination, scheme comparison, and expert consultation in expressway reconstruction and expansion projects.

Keywords: expressway reconstruction and expansion; bridge maintenance; inspection-assessment-maintenance data; machine learning; knowledge constraints; intelligent decision support

随着我国高速公路建设逐步由增量建设转向存量更新与改扩建并重，部分早期建成的高速公路在通行能力、技术标准和服务水平等方面已难以满足交通量增长的需求。既有桥梁作为改扩建工程中的控制性构造物，其处置方式直接影响结构安全、工程投资、施工组织、交通保通及全寿命周期效益。受建设年代、结构形式、服役环境、交通荷载和养护条件等因素影响，不同桥梁的技术状态、功能适应性及继续利用价值差异明显，处置方向通常包括拆除重建、保留利用并拓宽改造、保留利用并结构加固、保留利用并维修养护等类型。

既有桥梁综合处置需要统筹桥梁基础属性、病害检测、技术状况评定、承载能力评定、维修加固历史及改扩建需求，并综合考虑施工条件、交通组织、工程投资和后期养护成本。当前，相关数据通常分散在养护管理系统、检测评定报告、设计文件和维修加固资料中，存在编码标准不统一、结构化程度不足、历史信息关联困难及非结构化数据利用率较低等问题。已有研究尝试利用BIM关联桥梁构件、病害及评定结果，以提高技术状况评定的信息集成和可视化水平[1]，但面向改扩建综合处置的多源数据协同利用仍有待加强。同时，处置方案仍较多依赖设计人员和专家经验，难以满足改扩建项目中多桥梁、批量化和快速化的方案初筛需求。

现有桥梁处置与养护决策方法主要包括规则推理、案例推理、多指标评价和机器学习等技术路径。层次分析、模糊综合评价和多属性效用等方法已用于桥梁健康等级评定、预防性养护、旧桥加固效果评价及维养方案优选[2-5]，也有研究将综合评价方法用于桥梁养护智能决策系统构建[6]，但指标设置和权重确定较多依赖专家经验。寿命期养护研究进一步将结构性能、使用寿命和养护成本纳入优化目标，为桥梁全寿命处置提供了量化依据[7-9]。近年来，机器学习逐步应用于桥梁技术状况评估，能够从多维检测评定数据中挖掘非线性关系[10]；但受样本规模、类别不均衡和数据质量影响，单一数据驱动模型难以保证预测结果满足结构安全、承载能力和功能适应性的要求，也缺乏充分的工程解释依据。

因此，有必要将数据驱动模型与桥梁工程知识进行融合，即利用机器学习识别检评修数据特征与处置方向之间的潜在规律，通过工程规则控制安全和功能边界，利用相似案例提供类比支持，并结合多指标综合评价完成候选方案排序[4-5,7]。同时，应严格限定模型输入为处置决策时点之前形成的桥梁状态和工程条件信息，避免将专家最终意见、处置建议或审查结论作为输入而造成标签泄漏。

与既有桥梁养护智能决策研究相比，本文关注的不是常规养护措施的选择，而是高速公路改扩建条件下既有桥梁的主导处置方向研判。该类问题同时涉及结构安全、功能拓宽、交通保通、既有结构利用价值和改扩建实施条件，处置边界较常规养护决策更复杂。本文的主要改进在于：以“桥梁-决策时点”组织检评修及改扩建需求数据，降低多阶段信息混用风险；将机器学习预测结果与工程硬约束、一般支持规则、相似案例和多指标评价进行融合，避免单一模型直接输出处置结论；同时通过首选-备选方案和解释依据输出，为专家会商提供辅助决策信息。

因此，本文面向高速公路改扩建桥梁综合处置问题，提出一种检评修数据驱动与知识约束融合的智能辅助决策方法。以“桥梁-决策时点”为基本样本单元，构建桥梁基础属性、病害检测、技术状况评定、承载能力评定、维修加固历史及改扩建需求等特征体系，并以主导处置方向作为分类标签；在机器学习分类预测基础上，引入工程规则校核、相似案例支

持和多指标评价，形成候选方案综合排序，并利用SHAP方法分析关键特征贡献，构建可解释的决策依据。

鉴于目前尚缺少来源统一、信息完整且具有明确处置标签的实际工程样本，本文依据桥梁综合处置的一般工程逻辑构建模拟数据集，对所提方法的流程完整性和模块协同关系进行可行性分析。模拟结果仅用于说明方法的可实现性，不代表其在实际工程数据上的最终应用精度。本文研究可为既有桥梁批量初筛、主导处置方向研判、方案比选及专家会商提供决策参考。

1　检评修数据与决策框架

1.1　样本与标签定义

高速公路改扩建桥梁综合处置是在既有桥梁技术状态、改扩建功能需求和工程实施条件共同约束下，对主导处置方向进行判断、校核和优选的过程。考虑到同一座桥梁在不同检测年度或不同改扩建阶段可能形成不同的状态信息，本文以“桥梁-决策时点”作为基本样本单元，即汇总某一决策时点之前形成的桥梁基础信息、检测评定结果、承载能力、维修加固记录及改扩建需求，构成一个独立样本。

桥梁处置通常不是单一措施，而是可能同时包含维修、加固、拓宽及附属设施改造等多项内容。为保证分类标签边界相对清晰，本文将主导处置方向作为分类标签。主导处置方向主要根据既有结构利用方式、工程投资规模和施工组织方式确定，设置4类标签，记为 $Y_i \in \{y_1, y_2, y_3, y_4\}$。其中，$y_1$为拆除重建，指既有主体结构不再保留利用；$y_2$为保留利用并拓宽改造，指主体结构总体保留，以拼宽、拓宽或功能改造为主；y_3为保留利用并结构加固，指通过结构补强或承载能力提升满足后续使用要求；y_4为保留利用并维修养护，指主体结构安全和承载能力基本满足要求，主要实施病害修复和耐久性维护。

在实际工程应用中，可将经设计审查或专家会商确定的主导处置方向作为监督学习标签。本文现阶段基于模拟样本开展方法验证，因此依据结构安全、承载能力、病害程度、功能适应性和维修加固条件等工程逻辑生成模拟标签。需要说明的是，模拟标签生成逻辑与后续工程规则校核逻辑均来源于桥梁综合处置的一般工程认知，二者在影响因素上存在一定关联。本文通过“主导因素优先＋边界样本扰动”的方式降低完全同源影响，并将模拟试验结果限定为方法流程可行性和模块协同关系验证，不用于证明模型在真实工程样本上的泛化能力。模型输出各处置类别的预测概率，作为后续工程规则校核和方案排序的基础，不直接替代最终工程结论。

1.2　特征体系与数据处理

桥梁综合处置所需数据主要来源于养护管理系统、检测评定报告、承载能力评定资料、维修加固文件及改扩建设计资料。结合桥梁综合处置的决策需求，本文从基础属性、检测评定、维修历史、改扩建条件和工程实施条件等方面构建特征体系，如表1所示。

表1　桥梁综合处置特征体系

Tab.1　Feature system for comprehensive bridge treatment

特征类别	主要内容	决策作用
基础属性	桥型、桥龄、跨径、桥宽、设计荷载等	描述桥梁结构基础条件
检测评定	技术状况、病害程度、承载能力、抗震及耐久性等	判断结构安全及继续利用价值
维修历史	维修次数、加固方式、处置效果及病害复发情况等	判断既有措施有效性
改扩建条件	拓宽需求、目标荷载、拼宽条件、净空及新旧结构协调性等	判断功能适应性
工程实施	投资、工期、施工空间、交通组织及施工风险等	用于候选方案综合评价

表1中，基础属性用于描述桥梁原始结构条件；检测评定数据用于反映桥梁当前技术状态，承载能力、抗震和耐久性等指标用于判断结构安全及继续利用价值；维修历史用于反映既有维修加固措施的实施效果；改扩建条件用于判断桥梁对功能提升需求的适应性；工程实施条件主要用于候选方案综合评价。已有桥梁养护优化研究表明，处置决策应综合考虑结构性能、养护成本、使用寿命及措施效果等因素[7-9]。

实际数据治理中，应统一桥梁编码和构件层级，开展字段标准化和时间对齐，建立桥梁、构件、病害、评定结果和维修事件之间的关联关系，以解决传统评定资料中数据分散和历史信息衔接不足等问题[1]。对于检测结论、病害描述和维修记录等非结构化文本，可采用专业词典、规则模板或自然语言处理方法提取标准病害标签和语义特征。

为避免标签泄漏，处置建议、专家最终意见、设计审查结论和最终方案名称不得作为模型输入。对

于同一桥梁的多期数据，仅采用决策时点之前形成的信息，并可进一步构造技术状况变化、病害发展趋势和维修前后状态差异等时序特征。

连续型特征采用标准化处理；具有自然顺序的类别型特征采用有序编码；名义类别型特征采用独热编码；缺失数据根据变量属性采用统计填补或缺失标识处理。所有预处理参数均应在训练集内部确定。在实际工程应用中，同一桥梁不同决策时点形成的样本不宜同时进入训练集和测试集，以降低数据泄漏风险。

本文模拟验证采用12项结构化特征，包括桥龄、技术状况等级、承载能力系数、病害综合指数、桥宽差值、拓宽需求、拼宽可行性、历史维修次数、维修加固效果、抗震性能、耐久性指数和交通组织约束等级。检测文本和病害图像等非结构化数据未纳入本次模拟分析。

需要说明的是，本文所用部分特征为面向模拟建模构造的归一化或派生指标，并非现行规范中的统一规定指标。其中，承载能力系数用于表征既有桥梁承载能力与改扩建后目标荷载要求之间的匹配程度，可按既有结构可提供承载能力与目标承载需求的比值进行理解，数值越大表示承载能力越充足；病害综合指数用于综合反映病害类型、病害等级、影响范围和构件重要性等因素，取值越大表示病害越严重；桥宽差值用于表示改扩建目标桥宽与既有桥宽之间的差距，取值越大表示功能适应性缺口越大。上述指标主要用于本文模拟样本构造和模型特征表达，真实工程应用时应结合实际检测评定资料、承载能力验算结果和改扩建设计标准进一步确定。

1.3 智能辅助决策框架

本文构建“数据组织-特征构建-模型预测-规则校核-案例支持-综合评价-解释输出”的智能辅助决策框架。总体框架如图1所示。首先，以“桥梁-决策时点”为基本单元形成结构化样本，并通过多分类模型输出拆除重建、保留拓宽、结构加固和维修养护等处置方向的预测概率。随后，依据结构安全、承载能力和功能适应性等要求建立工程规则，通过硬约束对不满足安全底线或基本功能要求的方案进行排除，并通过一般支持规则调整不同候选方案的规则支持度。

对于通过规则校核的候选方案，进一步开展相似案例检索并计算案例支持度；同时从安全性、功能适应性、施工可行性、工程经济性和交通影响等方面开展综合评价。最终融合模型预测、规则支持、案例支持和多指标评价结果，形成首选与备选处置方向，并通过关键特征贡献、命中规则和相似案例对推荐结果进行解释，形成可追溯的辅助决策依据。

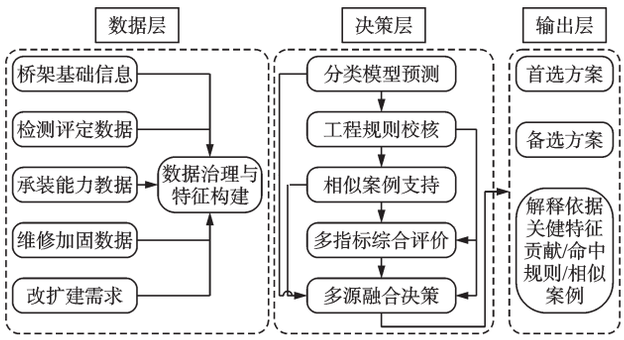

图1 桥梁综合处置智能辅助决策总体框架

Fig.1 Overall framework for intelligent aided decision support in comprehensive bridge treatment

在此基础上，本文进一步给出分类预测、规则校核、案例支持和多指标融合的实现方法，并结合模拟样本分析各模块对决策结果的影响。

2 桥梁处置智能预测与融合方法

2.1 分类预测模型

桥梁主导处置方向预测属于多分类监督学习问题。对于每一个“桥梁-决策时点”样本，模型根据桥梁基础属性、检测评定、承载能力、维修加固历史和改扩建需求等特征，判断其更可能对应哪一类处置方向。

考虑到桥梁检评修数据通常存在样本数量有限、特征类型多样、类别分布不均衡等特点，本文选取逻辑回归、支持向量机、随机森林和梯度提升树作为候选模型开展对比。逻辑回归用于提供线性基准结果；支持向量机适用于中小样本条件下的非线性分类[11]；随机森林能够通过集成多棵决策树学习复杂非线性关系[12]；梯度提升树则通过迭代拟合前序模型误差提高分类能力[13]。通过覆盖线性模型、核方法和树集成模型，可对不同类型算法在模拟样本中的适用性进行比较。

对于待决策桥梁样本X_i，分类模型输出其属于第k类候选处置方向a_k的预测概率，记为$P_{\mathrm{AI}}(a_k|X_i)$，其中$k=1,2,3,4$。该概率反映模型对不同处置方向的相对判断，可作为后续规则校核和综合排序的基础。

若仅从机器学习角度出发，可直接选取预测概率最大的类别作为初始结果。但桥梁处置具有明确的安全底线和工程约束，模型概率最高的方案并不

一定满足结构安全、承载能力或功能适应性要求。因此，本文将分类模型输出作为后续规则校核和综合排序的基础，而不是直接作为最终处置结论。

本文代表性试验采用分层随机抽样，将200个样本按7∶3划分为训练集和测试集，随机种子设为42。随后，为评价结果对数据划分的敏感性，在模拟算例分析中补充多随机种子重复分层试验。逻辑回归采用L2正则化；支持向量机采用径向基核函数；随机森林设置300棵决策树、最大深度为8；梯度提升树设置120个弱学习器、学习率为0.05。模型性能采用Accuracy、Macro-Precision、Macro-Recall、Macro-F1和Top-2命中率进行评价。其中，Accuracy反映总体分类正确率，Macro类指标用于衡量不同类别的平均识别效果，Top-2命中率用于判断真实类别是否位于预测概率最高的前两类方案中。

2.2　工程规则与案例支持

机器学习模型可能受到样本偏差、类别交叉和标签不确定性的影响。对于桥梁处置问题，仅依靠模型预测容易出现两类风险：一是将不满足安全要求的方案排在前列；二是在结构加固、维修养护等边界相近类别之间产生误判。因此，需要引入工程规则对模型输出进行校核。

本文将工程规则分为硬约束和一般支持规则。硬约束仅用于判断某一候选方案是否应被排除，不承担方案降权或优先级调整作用。对候选方案 a_k 设置硬约束变量 $H(a_k)$，当候选方案满足基本工程要求时取 $H(a_k)=1$；当其违反结构安全、承载能力或功能适应性等底线要求时取 $H(a_k)=0$，该方案不再进入后续融合排序。一般支持规则用于反映工程经验对候选方案的支持程度，其作用是提高或降低候选方案的规则支持度，不直接排除方案。

例如，主要承重构件存在严重损伤且缺少可靠加固路径时，仅维修养护难以满足结构安全要求，维修养护方案不进入后续排序；承载能力明显不足且维修加固效果较差时，维修养护方案难以满足后续服役和目标荷载要求，不进入后续排序；存在明确拓宽需求、桥宽差值较大且拼宽可行性较低时，保留利用并拓宽改造方案难以满足改扩建功能目标，不进入后续排序。对于桥龄较短、结构状态较好、拼宽条件较优或历史维修效果较差等因素，则通过一般支持规则调整不同候选方案的支持度。

本文规则参数主要用于模拟验证，依据桥梁处置的一般工程认知设定，并非现行规范中的统一规定阈值。在实际工程应用中，相关阈值应结合现行规范、检测评定结论、承载能力验算结果和专家审查意见进一步确定。为增强方法可复现性，本文的模拟试验采用的主要规则示例如表2所示。

表2　工程规则示例及数学处理方式

Tab.2　Examples and mathematical treatment of engineering rules

规则类型	判断条件	规则作用
硬约束	技术状况为5类，或承载能力系数低于0.70且病害综合指数高于0.75	维修养护方案不进入后续排序
硬约束	承载能力系数低于0.85且维修加固效果较差	维修养护方案不进入后续排序
硬约束	存在拓宽需求、桥宽差值较大且拼宽可行性较低	保留拓宽方案不进入后续排序
一般支持规则	桥龄较短、技术状况较好、病害综合指数较低	提高保留利用类方案规则支持度
一般支持规则	历史维修次数较多且维修效果较差	降低维修养护方案规则支持度
一般支持规则	桥宽差值较大、拓宽需求明确且拼宽可行性较高	提高保留拓宽方案规则支持度
一般支持规则	技术状况较差、承载能力不足或病害综合指数较高	提高结构加固或拆除重建方案规则支持度

在模拟试验中，一般支持规则的满足程度按0～1赋值。为便于复现，本文对定性条件设置如下简化分级：桥龄不大于20年时视为桥龄较短，30年以上视为桥龄较长；病害综合指数不大于0.30时视为病害较轻，0.60以上视为病害较重，0.75以上视为病害严重；拼宽可行性不低于0.70时视为拼宽条件较好，不高于0.40时视为拼宽可行性较低；维修加固效果不低于0.70时视为维修效果较好，不高于0.40时视为维修效果较差。对于位于相邻阈值区间内的样本，按线性插值方式赋予0～1之间的规则满足度。上述阈值仅用于本文模拟试验，并非现行规范中的统一规定值，实际工程应用中应结合检测评定结论、承载能力验算结果和专家意见进一步确定。

除硬约束外，部分工程经验并不适合直接作为“一票否决”条件，而更适合用于调整不同方案的支持程度。例如，桥龄较短、主体结构较完整时，可提高保留利用类方案的支持度；多次维修后病害仍反复出现时，可降低维修养护方案的支持度。本文采

用一般支持规则表示这类工程判断，其规则支持度为：

$$S_r(a_k)=\frac{\sum_{r=1}^{R}\lambda_r m_r(a_k)}{\sum_{r=1}^{R}\lambda_r} \tag{1}$$

式中，R为一般支持规则总数；r为规则序号；λ_r为第r条规则权重；$m_r(a_k)$为候选方案a_k对第r条规则的满足程度，取值范围为0～1。本文模拟试验中，一般支持规则暂按等权处理；实际工程应用中可结合专家赋权和历史案例回测进一步确定。

相似案例用于补充模型和规则对边界样本的判断。案例推理的基本思想是：当待决策桥梁与既有案例在结构状态、病害程度、承载能力和改扩建条件等方面较为接近时，既有案例的处置方向和实施效果可为当前决策提供参考。在实际工程应用中，案例库应包含桥梁基础属性、检测评定结果、改扩建条件、审定处置方案及实施效果；维修加固效果和寿命期养护结果可作为案例有效性评价的重要依据[3,7]。

本文模拟验证阶段以训练集样本构造案例库。对于每个测试样本，先对结构化特征进行标准化处理，再在训练集案例库中计算其与各案例样本之间的特征距离。为避免数据泄漏，测试样本本身及其标签信息均不参与案例库构建，也不进入相似案例检索的候选集合。设Q为待决策样本，C_i为训练集中的第i个案例，x_Q和x_i分别为二者的标准化特征向量。本文采用加权欧氏距离计算$d(Q|C_i)$，并按$Sim(Q|C_i)=1/\left[1+d(Q|C_i)\right]$转换为相似度。模拟试验中，各结构化特征暂按等权处理，并选取相似度最高的$K=5$个案例参与计算。由于本次模拟未引入真实实施效果评价，案例实施效果系数E_i统一取1.0；在实际工程应用中，可根据处置后技术状况改善、病害复发情况、养护成本和使用寿命等因素进一步确定。案例支持度计算如下：

$$S_c(a_k)=\frac{\sum_{i=1}^{K}Sim(Q,C_i)I(Y_i=a_k)E_i}{\sum_{i=1}^{K}Sim(Q,C_i)} \tag{2}$$

式中，$Sim(Q,C_i)$为二者的相似度；$I(Y_i=a_k)$为类别指示函数，当案例C_i的处置方向为a_k时取1，否则取0；E_i为案例实施效果系数；K为参与计算的相似案例数量。

需要说明的是，工程规则和相似案例均属于辅助决策信息。工程规则用于控制基本边界，案例支持用于提供类比依据，二者不能替代结构验算、专项设计和工程审查。

2.3 多指标融合与解释输出

经过分类预测、规则校核和案例支持后，仍可能存在多个技术上可行的候选方案。对于这类情况，仅比较模型概率或规则支持度并不充分，还需要从工程实施角度进一步评价方案优劣。本文从结构安全、功能适应性、施工可行性、工程经济性和交通影响五个方面开展多指标评价。其中，结构安全和功能适应性反映方案能否满足桥梁继续服役及改扩建要求；施工可行性、工程经济性和交通影响用于比较多个技术可行方案的实施条件。已有研究采用层次分析、模糊综合评价和多属性效用方法开展桥梁健康等级、加固效果及维养方案评价[2-5]，并将养护成本、处置效果和使用寿命纳入方案优化[7-9]。候选方案a_k的多指标评价得分为：

$$S_e(a_k)=\sum_{j=1}^{n}\omega_j z_{kj} \tag{3}$$

式中，ω_j为第j项指标权重；z_{kj}为候选方案a_k在该指标上的标准化得分，该得分反映候选方案在安全、功能、施工、经济和交通影响等方面的综合表现。各评价指标经标准化后统一转换为“越大越优”的得分，模拟验证中五类指标权重分别取0.30、0.25、0.15、0.15和0.15。上述权重为本文模拟试验的设定值，实际工程应用中应结合专家赋权或历史案例回测进一步确定。

在模拟试验中，各候选方案的多指标评价得分由12项结构化特征映射得到。结构安全主要由技术状况等级、承载能力系数、病害综合指数、抗震性能和耐久性指数确定；功能适应性主要由桥宽差值、拓宽需求和目标荷载适应性确定；施工可行性主要由拼宽可行性、施工空间条件、交通组织约束等级和处置方式复杂程度确定；工程经济性主要由桥龄、历史维修次数、维修加固效果和处置方式强度确定；交通影响主要由交通组织约束等级和不同处置方式对应的施工影响程度确定。正向指标采用线性归一化处理，反向指标采用反向归一化处理，并统一转换为“越大越优”的0～1得分。需要说明的是，该映射关系主要用于本文模拟算例，不代表真实工程中各方案评价得分的唯一计算方式。

在此基础上，本文将模型预测、规则支持、案例支持和多指标评价进行统一融合，得到候选方案的综合得分：

$$S(a_k)=H(a_k)\left[\alpha P_{\mathrm{AI}}(a_k|X_i)+\beta S_r(a_k)+\gamma S_c(a_k)+\delta S_e(a_k)\right] \tag{4}$$

权重满足：

$$\alpha+\beta+\gamma+\delta=1,$$
$$\alpha=0.45,\ \beta=0.25,\ \gamma=0.15,\ \delta=0.15 \tag{5}$$

式中，α、β、γ、δ分别为模型预测、规则支持、案例支持和多指标评价的权重。该权重设置体现了“模型预测为主、工程规则约束、案例和评价补充”的思路。上述权重为本文模拟验证中的设定值，实际工程应用中可结合专家赋权、历史案例回测或参数寻优方法进一步确定。

按照综合得分对候选方案进行排序，得分最高者作为首选处置方向，得分次高者作为备选处置方向。为避免在方案差异较小时输出过度确定的结论，定义首选与备选方案的得分差值为：

$$C=S(a_{(1)})-S(a_{(2)}) \tag{6}$$

式中，$S(a_{(1)})$和$S(a_{(2)})$分别为排名第一和第二的候选方案综合得分。当$C<0.05$时，说明两个方案的综合支持程度接近，系统同时输出首选和备选方案，并建议进一步开展结构验算、经济比选或专家会商。阈值0.05为本文模拟试验中的设定值，用于识别综合得分差异较小的边界样本；在实际工程应用中，可结合历史案例回测、专家经验和项目风险偏好进一步调整。

为提高结果可解释性，本文采用SHAP方法分析不同特征对单样本预测和总体模型输出的贡献[14]，并结合命中规则、相似案例和多指标评价结果形成“预测结果-关键特征-规则依据-案例参照-方案排序”的解释链条。本文SHAP分析基于模拟数据训练所得模型，主要用于检验解释流程是否符合预设工程逻辑，其特征重要性排序不代表实际工程样本中的最终规律。

3　模拟算例与结果分析

3.1　数据与试验设置

为验证所提方法的可行性，本文依据既有桥梁检测评定、维修加固和改扩建处置的一般工程逻辑，构建200个模拟样本。模拟数据不对应具体工程项目，主要用于检验分类预测、规则校核、案例支持和多源融合等模块能否形成完整的决策流程，其结果不代表模型在实际工程数据上的最终应用精度。

模拟样本包含桥龄、技术状况等级、承载能力系数、病害综合指数、桥宽差值、拓宽需求、拼宽可行性、历史维修次数、维修效果、抗震性能、耐久性指数和交通组织约束等级等12项结构化特征。其中，承载能力系数、病害综合指数和桥宽差值均为本文模拟样本中的构造特征。承载能力系数取0.60～1.20，数值越大表示承载能力越充足；病害综合指数取0～1，数值越大表示病害越严重；桥宽差值取0～8.0 m，表示改扩建目标桥宽与既有桥宽之间的差值。拼宽可行性、维修加固效果、抗震性能和耐久性指数均按0～1归一化取值，数值越大表示条件或效果越好；交通组织约束等级按1～5级取值，数值越大表示交通组织约束越强。模拟标签生成采用分层判定方式。首先依据技术状况等级、承载能力系数和病害综合指数识别结构安全风险较高的样本；其次结合拓宽需求、桥宽差值和拼宽可行性判断功能适应性；再次根据维修次数、维修加固效果、耐久性指数和交通组织约束等因素区分结构加固与维修养护等边界类别。对于同时满足多个处置方向条件的样本，按照结构安全优先、功能适应次之、经济和施工约束补充判断的原则确定主导处置方向。为模拟实际工程中方案边界不完全清晰的情况，对约10%的边界样本进行相邻类别随机调整。样本分布及主要生成条件如表3所示。

表3　模拟样本分布及主要标签生成条件

Tab.3　Simulated sample distribution and generation conditions for major labels

主导处置方向	样本数/个	主要生成条件
拆除重建	36	技术状况为5类，或承载能力严重不足且病害程度较高
保留利用并拓宽改造	80	存在拓宽需求、拼宽条件可行且既有结构基本可利用
保留利用并结构加固	57	承载能力不足或病害较重，但主体结构仍具利用条件
保留利用并维修养护	27	承载能力满足要求、病害较轻且无明显功能缺陷

数据集按照7∶3分层划分为训练集和测试集，其中训练集140个样本，测试集60个样本。为便于与分类模型对比、混淆矩阵和典型案例分析保持一致，本文以随机种子42对应的数据划分结果作为代表性试验结果。同时，为降低单次随机划分对评价结果的影响，进一步选取10个不同随机种子开展重复分层试验，随机种子取1～10，并统计随机森林基础模型和完整融合方法在Accuracy、Macro-F1和Top-2命中率上的均值及标准差。每次试验中，训练集均用于分类模型训练、预处理参数确定和相似案例库构建；测试集仅用于模型评价和融合结果验

证，不参与模型训练、案例库构建和参数确定。相似案例检索过程中，待评价测试样本及其标签信息均不进入案例库，以避免数据泄漏。连续型特征采用标准化处理；具有自然顺序的类别型特征采用有序编码，名义类别型特征采用独热编码，全部预处理参数仅根据训练集确定。

选取逻辑回归、支持向量机、随机森林和梯度提升树进行对比。模型参数沿用第2节设置，性能采用 Accuracy、Macro-Precision、Macro-Recall、Macro-F1和Top-2命中率进行评价。

3.2 分类模型结果

不同模型在模拟测试集上的分类结果如表4所示。

表4 不同分类模型性能对比

Tab.4 Performance comparison of different classification models

模型	Accuracy	Macro-Precision	Macro-Recall	Macro-F1	Top-2命中率
逻辑回归	0.617	0.594	0.610	0.598	0.917
支持向量机	0.633	0.589	0.608	0.593	0.900
随机森林	0.667	0.675	0.611	0.592	0.933
梯度提升树	0.617	0.646	0.597	0.604	0.883

由表4可见，随机森林分类模型的Accuracy和Top-2命中率分别为0.667和0.933，均高于其他模型，说明其在总体分类和候选方案识别方面表现较好。梯度提升树的Macro-F1最高，为0.604，略高于其他模型，表明其对不同类别的平均识别效果相对均衡。需要说明的是，本文基础模型选择主要服务于桥梁批量初筛和候选方案生成，而非单纯追求单一指标最优。因此，模型选择优先考虑总体分类正确率、Top-2候选方案覆盖能力以及模型解释便利性。虽然梯度提升树的Macro-F1略高于随机森林分类模型，但随机森林分类模型在Accuracy和Top-2命中率方面表现更优，能够更好地满足首选与备选方案生成需求，故本文选取随机森林分类模型作为后续融合方法的基础模型。

从分类结果可以进一步看出，随机森林分类模型对拆除重建和保留拓宽类样本的召回率分别为0.909和0.875，说明模型能够较好地识别结构状态明显较差或拓宽条件较明确的桥梁；但对结构加固和维修养护类样本的召回率分别为0.412和0.250，识别效果相对较差。这表明，在模拟样本中，结构加固与维修养护之间存在较明显的边界交叉，仅依赖分类模型难以充分区分此类保留利用方案。因此，有必要引入工程规则、案例支持和综合评价，对模型初判结果进行进一步修正。为进一步分析不同类别的识别情况，随机森林分类模型在测试集上的混淆矩阵如表5所示。可以看出，拆除重建和保留拓宽样本识别效果较好，而结构加固样本中有部分被误判为拆除重建，维修养护样本中有部分被误判为保留拓宽，说明保留利用类方案之间的边界仅依靠分类模型仍较难准确区分。

表5 随机森林分类模型混淆矩阵

Tab.5 Confusion matrix of the random forest classification model

真实类别	预测类别			
	拆除重建	保留拓宽	结构加固	维修养护
拆除重建	10	1	0	0
保留拓宽	1	21	1	1
结构加固	7	3	7	0
维修养护	0	5	1	2

3.3 融合方法分析

为分析不同模块对决策结果的影响，本文设置4组对比试验：随机森林基础模型、分类模型叠加规则约束、分类模型叠加规则与案例支持，以及采用完整融合方法。结果如表6所示。

表6 多源融合消融试验结果

Tab.6 Results of the multi-source fusion ablation study

方法	Accuracy	Macro-F1	Top-2命中率	违反硬约束方案数/个
随机森林基础模型	0.667	0.592	0.933	6
分类模型＋规则约束	0.700	0.628	0.950	0
分类模型＋规则＋案例	0.717	0.651	0.967	0
完整融合方法	0.733	0.674	0.983	0

仅采用随机森林基础模型时，测试集中有6个首选方案不满足预设的结构安全、承载能力或功能适应性硬约束。加入工程规则后，违反硬约束方案数降至0，Accuracy和Macro-F1分别提高至0.700和0.628。需要指出的是，违反硬约束方案数降为0主要反映规则校核模块的筛选作用，是硬约束机制本身应具有的性质，不宜单独作为模型泛化能力提升的证据。

进一步加入模拟案例支持后，Accuracy、Macro-F1 和 Top-2 命中率分别提高至 0.717、0.651 和 0.967，说明在模拟样本条件下，相似案例模块对边界样本排序具有一定修正作用。采用完整融合方法后，Accuracy、Macro-F1 和 Top-2 命中率分别达到 0.733、0.674 和 0.983，较仅采用随机森林基础模型分别提高 6.6、8.2 和 5.0 个百分点。结果说明，在模拟条件下，模型预测、工程规则、案例支持和多指标评价之间在流程上具有一定互补性。

为进一步检验试验结果对随机划分的敏感性，本文选取 10 个不同随机种子开展重复分层试验，随机种子取 1～10。每次均按 7∶3 划分训练集和测试集，并分别评价随机森林基础模型和完整融合方法的 Accuracy、Macro-F1 和 Top-2 命中率。重复试验结果如表 7 所示。

表 7　多随机种子重复试验结果

Tab.7　Results of repeated experiments with multiple random seeds

方法	Accuracy	Macro-F1	Top-2 命中率
随机森林基础模型	0.658±0.032	0.586±0.037	0.921±0.024
完整融合方法	0.721±0.030	0.657±0.034	0.969±0.018

由表 7 可见，在多随机种子重复试验下，完整融合方法的 Accuracy、Macro-F1 和 Top-2 命中率均高于随机森林基础模型，说明在不同数据划分条件下，工程规则、相似案例和多指标评价对候选方案排序具有一定稳定补充作用。需要说明的是，上述结果仍基于模拟样本获得，主要用于说明方法流程的可实现性和模块的协同关系，不能代表真实工程数据上的模型应用精度。

本文融合权重取模型预测 0.45、工程规则 0.25、案例支持 0.15 和多指标评价 0.15。当各项权重在基准值附近扰动 ±10% 时，Macro-F1 保持在 0.659～0.681，Top-2 命中率保持在 0.967～0.983，说明融合结果对小范围权重变化具有一定稳定性。需要指出的是，上述权重为本文模拟验证中的设定值，实际工程应用中仍需结合实际案例回测和专家经验进一步确定。

3.4　可解释性与典型案例

采用 SHAP 方法分析随机森林分类模型的特征贡献。归一化相对重要性排名前 5 位的特征依次为技术状况等级、承载能力系数、桥宽差值、病害综合指数和拼宽可行性，分别为 0.184、0.167、0.142、0.126 和 0.103，如图 2 所示。

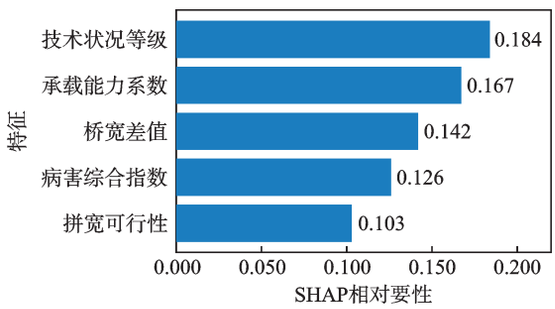

图 2　主要特征 SHAP 相对重要性

Fig.2　SHAP-based relative importance of key features

上述特征分别对应桥梁技术状态、承载安全、功能缺口、病害程度和拓宽实施条件，均与桥梁综合处置中的主要判断因素有关。该结果表明，在模拟样本条件下，模型所关注的关键特征与预设模拟逻辑基本一致，可用于检验解释流程是否能够反映输入特征与预测结果之间的关系。由于模拟标签本身依据上述工程因素生成，该结果不宜直接解释为模型已具备真实工程场景下的解释能力。

选取 1 个模拟样本进行分析。该桥桥龄 28 年，技术状况为 4 类，承载能力系数为 0.76，病害综合指数为 0.68，桥宽差值为 3.2 m，存在拓宽需求但拼宽条件受限，历史维修效果一般。各候选方案的预测与融合结果如表 8 所示。

表 8　典型模拟案例融合决策结果

Tab.8　Fusion decision results for typical simulated cases

处置方向	AI 概率	规则支持度	案例支持度	评价得分	综合得分
拆除重建	0.36	0.86	0.68	0.71	0.586
保留利用并拓宽改造	0.24	0.52	0.55	0.62	0.414
保留利用并结构加固	0.34	0.79	0.72	0.76	0.573
保留利用并维修养护	0.06	0.00	0.21	0.38	0.000

从模型预测结果看，拆除重建和结构加固的 AI 概率分别为 0.36 和 0.34，二者差异较小，说明该样本处于拆除重建与结构加固的边界区域。从工程规则看，维修养护方案因不满足相应约束被排除，综合得分为 0；保留拓宽方案受拼宽条件限制，规则支持度和综合得分均较低。拆除重建和结构加固方案在规则支持、案例支持和评价得分方面均具有一定合理性。

融合后，拆除重建和结构加固的综合得分分别为 0.586 和 0.573，差值为 0.013，小于设定阈值 0.05。

因此，系统输出拆除重建为首选方案，结构加固为备选方案，并建议进一步开展结构验算、经济比选和专家会商。

该案例表明，当模型预测概率和综合得分均较为接近时，所提方法能够识别方案之间的不确定性，并以首选、备选方式输出决策结果，避免仅依据最高预测概率形成单一结论。

3.5 讨 论

模拟结果表明，随机森林分类模型能够初步识别桥梁结构状态、承载能力、病害程度及改扩建条件与主导处置方向之间的关系，但对结构加固和维修养护等边界类别的识别仍然不足。相关研究表明，桥梁健康等级和养护方案判断本身具有多因素耦合及一定模糊性[4-5]，因此仅依赖单一分类模型难以覆盖全部工程边界。

从消融试验看，工程规则主要发挥安全校核和底线控制作用，可消除违反预设硬约束的候选方案；相似案例有助于补充边界样本判断；多指标评价可进一步改善候选方案排序。完整融合方法在模拟算例中的Accuracy、Macro-F1和Top-2命中率均高于随机森林基础模型，说明数据驱动预测与工程知识约束在流程上具有一定互补性。需要指出的是，由于模拟标签生成逻辑与工程规则均来源于桥梁处置的一般工程认知，二者并非完全独立，因此上述指标变化更适合表述为方法流程和模块协同关系的验证，而不宜直接解释为真实工程应用精度的提升。其综合考虑结构状态、处置效果、工程成本和使用寿命的思路，与既有桥梁维养综合评价和寿命期养护优化研究的总体方向一致[4,7-9]。

同时，本文结果仍受到模拟数据条件限制。样本、标签和案例均为模拟构造，尽管本文补充了多随机种子重复分层试验，试验结果仍主要反映方法流程的可实现性和模块协同关系，不能代表真实高速公路改扩建桥梁项目中的模型精度。后续仍需基于实际检评修数据和最终审定方案开展独立训练与验证，并采用更大规模样本、重复分层交叉验证等方式进一步评价模型稳定性，分析方法在不同桥型、不同区域和不同改扩建条件下的适用性。

4 结论与展望

4.1 主要结论

针对高速公路改扩建桥梁综合处置依赖人工经验、检评修数据利用不足以及单一智能模型缺乏工程约束和解释依据等问题，本文提出一种检评修数据驱动与知识约束融合的智能辅助决策方法，并基于模拟样本对方法流程进行可行性分析。主要结论如下。

(1)本文以“桥梁-决策时点”为基本样本单元，将桥梁基础属性、检测评定、承载能力、维修加固历史及改扩建条件等信息统一组织为模型输入，并将主导处置方向划分为拆除重建、保留利用并拓宽改造、保留利用并结构加固和保留利用并维修养护4类。该样本组织方式能够较好地对应桥梁处置的实际决策过程，也有助于避免不同阶段数据混用造成的信息泄漏。

(2)基于200个模拟样本对逻辑回归、支持向量机、随机森林和梯度提升树进行比较。结果表明，随机森林分类模型在Accuracy和Top-2命中率方面表现较好，分别达到0.667和0.933，可用于桥梁批量初筛和候选处置方向识别。但模型对结构加固和维修养护等边界类别的识别能力仍然有限，说明单一分类模型难以充分处理桥梁处置中的复杂工程边界。

(3)在机器学习预测基础上，融合工程规则、模拟案例支持和多指标评价后，方法整体表现有所提升。在代表性试验中，完整融合方法的Accuracy、Macro-F1和Top-2命中率分别为0.733、0.674和0.983，违反硬约束方案数由6个降至0。多随机种子重复试验结果显示，随机森林基础模型的Accuracy、Macro-F1和Top-2命中率分别为0.658±0.032、0.586±0.037和0.921±0.024，完整融合方法分别为0.721±0.030、0.657±0.034和0.969±0.018。结果说明，在模拟样本条件下，工程规则、案例支持和多指标评价能够对模型输出进行约束校核和排序修正。但由于模拟标签生成逻辑与工程规则存在一定关联，上述结果主要用于验证方法流程的可实现性和模块协同关系，不宜直接解释为真实工程场景下模型精度的提升。

(4)SHAP分析结果显示，技术状况等级、承载能力系数、桥宽差值、病害综合指数和拼宽可行性是影响模拟模型预测的主要因素，与预设模拟逻辑及桥梁综合处置的一般工程判断基本一致。该结果主要用于说明解释流程能够反映输入特征与模型输出之间的关系。典型案例中，拆除重建和结构加固方案的综合得分分别为0.586和0.573，差值小于设定阈值，系统同时输出首选方案和备选方案，有助于避免在方案差异较小时形成过度确定的单一结论。

总体来看，所提方法能够将机器学习预测、工程规则、案例支持和综合评价纳入统一流程，为高速公

路改扩建桥梁主导处置方向研判、方案初筛和专家会商提供方法参考。需要说明的是，本文样本、标签和案例均为模拟构造，相关指标主要反映方法流程的可实现性和模块协同关系，不能代表真实工程应用精度，系统输出也不能替代结构验算、专项设计和工程审查。

4.2 研究展望

后续研究应首先面向实际工程建立真实样本库。样本应具有明确的决策时点、完整的检评修资料、改扩建设计需求和最终审定处置结论，并对标签形成依据进行核验。对于受经济、政策、施工组织等非技术因素影响较大的样本，应在建库阶段进行标识或分层处理，以提高模型训练数据的可靠性。

在方法完善方面，可进一步细化工程规则和融合权重。工程规则应结合现行规范、结构验算要求和专家经验进行系统梳理，并区分硬约束、一般约束和提示性规则；融合权重可通过专家赋权、历史案例回测或参数寻优等方式确定，以减少人为设定带来的不确定性。

在特征扩展方面，后续可进一步纳入检测报告文本、病害图像、构件关系和多期检测数据等信息。已有研究已将迁移学习等方法应用于桥梁表观病害检测[15]，未来可在此基础上研究多模态特征表达、图模型和不确定性量化方法，提高模型对复杂桥型和边界处置方案的识别能力。

在工程应用方面，应推动所提方法与桥梁养护管理、检测评定和设计管理平台集成。BIM在桥梁技术状况评定中的应用表明，构件、病害和评定信息的关联管理能够为桥梁数字化养护提供数据基础[1]。同时，已有研究针对桥梁安全评估与加固方案优选问题，构建了涵盖安全性、技术可靠性、工期、经济性及环保性等因素的多层次评价指标体系，并采用组合赋权和方案排序方法开展加固方案优选[16]。后续可进一步将桥梁检测评定、加固处置、方案比选和实施反馈等经验沉淀为规则库和案例库，形成“数据汇聚-模型预测-规则校核-专家审定-实施反馈-模型更新”的闭环机制，使模型能够随着真实工程案例积累持续迭代，更好地服务于既有桥梁的综合处置决策。

参考文献：

[1] 夏子立，景强，高文博，等. 基于BIM的桥梁技术状况评定系统研究[J]. 中外公路，2023，43(1)：83-87.

[2] 孙马，刘庆阳，向程龙. 桥梁预防性养护综合评估指标体系研究[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版)，2013，32(增刊1)：899-902.

[3] 武同乐，徐岳. 公路旧桥加固效果综合评价方法[J]. 交通运输工程学报，2005，5(1)：28-32.

[4] 林涛，贾磊，董优，等. 基于多属性效用的桥梁综合性能维养决策算法[J]. 应用基础与工程科学学报，2023，31(5)：1278-1296.

[5] 马亚丽，王东炜，张爱林. 在役桥梁结构健康等级的多级模糊综合评判[J]. 北京工业大学学报，2005，31(1)：36-40.

[6] 王克斌. 基于综合评价的桥梁养护智能决策系统[D]. 沈阳：东北大学，2009.

[7] 颜全哲，魏津昌，上官萍，等. 公路混凝土梁桥寿命期养护优化策略分析[J]. 公路交通科技，2019，36(2)：95-102.

[8] 王巍，张春霞，邢佳鹏，等. 桥梁预防性养护效果-成本-寿命集成优化[J]. 重庆交通大学学报(自然科学版)，2014，33(4)：24-28.

[9] 张春霞，王巍. 基于费用效益最优的桥梁预防性养护时机确定方法研究[J]. 公路，2013(7)：259-262.

[10] 乔朋，梁志强，徐凯，等. 基于机器学习的中小跨径桥梁技术状况评估[J]. 长安大学学报(自然科学版)，2021，41(6)：39-52.

[11] CORTES C，VAPNIK V. Support-vector networks[J]. Machine Learning，1995，20(3)：273-297.

[12] BREIMAN L. Random forests[J]. Machine Learning，2001，45(1)：5-32.

[13] FRIEDMAN J H. Greedy function approximation：a gradient boosting machine[J]. The Annals of Statistics，2001，29(5)：1189-1232.

[14] LUNDBERG S M，LEE S I. A unified approach to interpreting model predictions[C]//Advances in Neural Information Processing Systems. 2017：4765-4774.

[15] 王桂平，陈旺桥，杨建喜，等. 基于迁移学习的桥梁表观病害检测技术研究[J]. 铁道科学与工程学报，2022，19(6)：1638-1646.

[16] 邱林泽，高兆东，宋伟伟，等. 基于DEA-TOPSIS组合赋权法的大件运输桥梁加固方法优选模型[J]. 现代交通与冶金材料，2026，6(3)：41-49.