



# 基于知识图谱的社区矫正对象再犯风险评估方法研究

王世雄<sup>1</sup>, 杨 烁<sup>1</sup>, 孙培梁<sup>2</sup>

(1. 浙江理工大学经济管理学院, 杭州 310018; 2. 浙江警官职业学院图书馆, 杭州 310018)

**摘要:** 现行再犯风险评估体系在结构上侧重犯罪人人身危险性, 在技术上存在动态风险要素简化为静态指标叠加等问题。为解决这些问题, 该文提出了基于知识图谱的社区矫正对象再犯风险评估方法。首先, 依托大语言模型构建以再犯风险因素与再犯类型为核心的再犯风险知识图谱; 然后, 运用关系图注意力网络预测社区矫正对象的人身危险性, 再结合大语言模型与层次分析法对再犯类型的社会危险性进行定量分析, 通过二者乘积实现再犯风险的量化评估; 最后, 基于司法数据构建再犯风险知识图谱, 实现再犯类型的链接预测, 并将输出结果与基准数据集进行对比验证。结果表明, 在再犯风险评估领域, 知识图谱可有效刻画并量化社区矫正对象的人身危险性和社会危险性; 相较于传统评估方法, 该文提出的社区矫正对象再犯风险评估方法能有效克服现行再犯风险评估体系存在的片面性问题, 以及技术层面存在的解析缺陷与权威性不足问题。基于知识图谱的再犯风险评估方法为社区矫正再犯风险评估提供了科学、系统的量化路径, 可作为该领域评估方法优化的重要技术方向。

**关键词:** 社区矫正; 社区矫正对象; 再犯; 风险评估; 知识图谱; 关系图注意力网络; 大语言模型

中图分类号: D926.8

文献标志码: A

文章编号: 1673-3851(2026)04-0228-12

## Research on the recidivism risk assessment method for community correction subjects based on knowledge graphs

WANG Shixiong<sup>1</sup>, YANG Shuo<sup>1</sup>, SUN Peiliang<sup>2</sup>

(1. School of Economics and Management, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China;

2. Library, Zhejiang Police Vocational Academy, Hangzhou 310018, China)

**Abstract:** The current recidivism risk assessment system faces issues such as the overemphasis on offenders' personal dangerousness in its structure and the simplification of dynamic risk factors into static index superposition at the technical level. To address these issues, a recidivism risk assessment method based on knowledge graphs is proposed for community correction subjects. First, the recidivism risk knowledge graph centered on recidivism risk factors and recidivism types is constructed using large language model (LLM). Subsequently, Relational Graph Attention Network (r-GAT) is applied to predict the personal dangerousness of community correction subjects, LLM and the analytic hierarchy process are combined to quantify the social dangerousness of recidivism types, and the quantitative assessment of recidivism risk is realized through the product of these two quantifications. Finally, based on judicial data, this paper constructs a recidivism risk knowledge graph to achieve link prediction for recidivism types, and compares the output results with a benchmark dataset for verification. Results show that in the field of recidivism risk assessment, knowledge graphs can effectively depict and quantify the personal

收稿日期: 2025-10-10 网络出版日期: 2025-12-30

基金项目: 浙江省科技厅“尖兵”“领雁”科技计划项目重大社会公益计划项目(2024C03267)

作者简介: 王世雄(1976—), 男, 湖北浠水人, 教授, 博士, 主要从事信息系统、信息传播、网络舆情等方面的研究。

dangerousness and social dangerousness of community correction subjects; meanwhile, compared with traditional assessment methods, the recidivism risk assessment method for community correction subjects proposed in this article can effectively overcome the one-sidedness problem existing in the current recidivism risk assessment system, as well as the analytical flaws and diminished authority at the technical level. On this basis, knowledge graphs provide a scientific and systematic quantitative path for recidivism risk assessment in community correction, and can serve as an important technical direction for the optimization of assessment methods in this field.

**Key words:** community correction; community correction subjects; recidivism; risk assessment; knowledge graph; Relational Graph Attention Network; large language model

社区矫正作为一项非监禁刑罚执行活动,其法理根基源于特殊预防理论。相比监禁刑的一般性预防、惩罚性行刑纠错,社区矫正更强调再犯风险预防以及教育矫治,旨在把那些危险较小的、反社会人格具备矫正可能性的轻罪人员作为社区矫正对象,对他们实行开放式处遇和社会化行刑,帮助他们顺利融入并复归社会<sup>[1]</sup>。目前,我国社区矫正工作存在矫正对象数量激增与犯罪类型多元化并存的“双重难题”<sup>[2]</sup>。

进入数字社会以后,由于一般预防与特殊预防之间存在理论壁垒,以综合预防方法代替单纯特殊预防的进路转换遭遇失败,而以特殊预防为侧重点的社区矫正实践也不尽如人意。究其缘由,存在两个方面的原因。其一,在理论层面,特殊预防理论与法律治理逻辑存在客观的冲突<sup>[3]</sup>;其二,在实践层面,简单粗疏的矫治方法与多元化、个性化的精准矫正需求之间存在结构性矛盾<sup>[4]</sup>。现阶段,应对社区矫正工作的“双重难题”必须契合社区矫正对象的个性化需求,遵循“风险—需求—响应”的理论进路,实现对再犯风险评估、动态需求识别以及处遇措施适配性的全面整合,从而推进再犯风险分类管控的科学化。其中,再犯风险评估是社区矫正的基础性工作;而科学、可解释的再犯风险评估,直接关系到矫正策略的制定质量,对提升社区矫正的整体成效具有重要意义<sup>[5-6]</sup>。然而,当前再犯风险评估工作正面临再犯机制解析不充分、评估准确性不足等难题。

知识图谱(knowledge graph)作为一种以结构化的形式描述客观世界中概念及其关系的语义知识库<sup>[7]</sup>,能为破解上述困境提供创新路径。知识图谱通过知识标准化来解决跨组织跨领域数据、信息、知识的语义异构问题,将海量异构数据转化为结构化的“语义知识库”,并以图形化的方式直观呈现实体之间的关系,从而可以在聚合实体拓扑结构特征的同时,深度解析异构数据蕴含的潜在交互模式和语

义联系。进一步地,利用关系图注意力网络(Relational Graph Attention Network, r-GAT),知识图谱能够量化不同邻域节点及关系路径的信息贡献度,在提升知识推理性能的同时,构建透明化的决策路径,显著增强知识发现过程的可解释性。鉴于此,本文尝试以社区矫正对象的司法数据为语料,基于大语言模型,构建再犯风险知识图谱;在此基础上,运用关系图注意力网络预测社区矫正对象的人身危险性,解构关键再犯风险因素,再结合大语言模型与层次分析法对再犯类型的社会危险性进行定量分析,通过二者的乘积实现再犯风险的量化评估,进而验证基于图结构的拓扑特征能否刻画社区矫正对象的再犯风险,为再犯风险量化评估提供有效的支撑。本文旨在通过架起数据驱动建模与领域知识验证之间的桥梁,一方面改善再犯风险评估方法的源头治理效能,解决结构性失衡和解释能力不足问题;另一方面为社区矫正再犯风险评估提供科学、系统的量化解决方案,提升司法决策的科学性与透明性。

## 一、研究现状

### (一)再犯风险因素

在司法与犯罪学领域,再犯风险是指在再犯风险因素的作用下,目标对象在未来再次实施犯罪行为的可能性,及其犯罪行为对于社会所造成的危害性。

针对再犯风险因素的研究,学者基于不同研究视角得出了差异化结论。Gendreau等<sup>[8]</sup>通过梳理131项研究,获得了1141个再犯因素,并挖掘出18个具有较强预测效果的风险因子,包括犯罪史、社会成就等。Hanson<sup>[9]</sup>发现,再犯因素中的外化行为主要包括反社会人格障碍、物质滥用和犯罪史等,而焦虑和抑郁等精神疾病或心理问题与再犯风险的相关性较小。Andrews等<sup>[10]</sup>提出了再犯的8个主要风险因素,包括犯罪历史、支持犯罪的态度、犯罪亲友

和反社会人格模式等4个高危风险因素以及物质滥用、家庭/婚姻关系、教育和工作经历、休闲娱乐等4个中等风险因素。Yukhnenko等<sup>[11]</sup>针对社区服刑人员再犯风险因素的元分析表明,心理健康需求、物质滥用、反社会联系等动态风险因素与性别、年龄和犯罪史等静态风险因素的预测作用相当。纵观再犯风险因素的已有研究,再犯风险因素包括内生性因素和外源性因素两个维度<sup>[12]</sup>。从演化的观点来看,再犯风险因素又可以分为静态因子和动态因子,其中:静态因子是指具有历史锚定性和低可干预性的稳定变量,主要归属于犯罪史与社会人口学属性两大类;动态因子指具有时空特异性与可修正性的活跃变量,包括个体内源性调节系统与外部应激源两类<sup>[13]</sup>。

当前,数字技术的快速发展和普遍应用对社区矫正工作的影响日益显著,数字社会的到来意味着技术红利与社会风险共生,技术赋能与功能异化并现。面对这一机遇与挑战并存的态势,利用数字技术拓展再犯风险评估方法、创新评估工具,已成为社区矫正工作高质量推进的题中之义。因此,本文认为有必要将数字技术应用于社区矫正对象的再犯风险评估,进而探索以下问题:

Q1:如何利用数字技术刻画社区矫正对象的再犯风险?

## (二)再犯风险评估

再犯风险评估是指对已实施犯罪活动的个体,解构犯罪行为人的风险因素,量化其再次犯罪的可能性以及危险程度,确定其再犯风险等级,这是社区矫正工作开展的基础。根据一般风险管理理论,社区矫正对象的再犯风险评估包括两个方面内容:一是再犯罪行为发生的概率,即人身危险性;二是再犯罪引发的社会危害程度,即社会危险性。以往的再犯风险评估以人身危险性量化为核心,在发展过程中历经四代方法的嬗变<sup>[14]</sup>。

20世纪70年代,发达国家的社区矫正遵循“诊断式处遇”模式,由专业司法人员针对不同矫正对象开展差别化评估,并以人身危险性为核心进行风险管控,最终逐步形成了社区矫正模式的第一代风险评估方法。随后产生的第二代风险评估方法属于“静态量化模式”,该模式采取了实证性的证据式进路,基于可量化的人身危险性体系,评价行为人的再犯风险。这是真正依据犯罪人风险进行分类管控的第一种理论尝试,实践证明,在这种理论指导下的社区矫正实践效果显著提升。然而,这种模式在理论

假设上将人的认识能力和行为模式视为静态系统,无法考察风险因素随时间维度的动态变化。第三代风险评估方法将循证和动态相结合,通过引入可干预的矫治需求变量,建立动态评估和干预体系。第四代风险评估方法整合犯因历史常量和现时行为变量,运用系统性风险评估技术和工具,致力于建立整合风险、需求、响应性三个维度的社区矫正全流程风险分类管控体系,旨在最大程度地降低再犯率。四代风险评估方法的跃迁彰显了再犯风险评估的时代需求。

然而,目前第四代风险评估方法依然存在“技术困境”和“价值困扰”。在实践逻辑层面,再犯风险因素的非线性关联与因果模糊性制约着第四代风险评估方法的源头治理效果和解释能力<sup>[15]</sup>;在价值逻辑层面,风险分类管控的效能诉求与人权保障的伦理要求之间存在冲突<sup>[16]</sup>。破解“技术困境”和“价值困扰”,亟需利用跨学科范式和新一代信息技术,构建兼具算法精度与司法透明度的数字化、智能化评估方法。

## (三)司法知识图谱的应用

目前,已有一些学者将知识图谱技术应用于司法相关领域,其研究路径主要有以下两大方向:一是构建面向司法场景的结构化知识体系,二是推动知识图谱在司法决策过程中的智能化应用。

在知识构建层面,众多学者致力于自动化抽取技术的研究。洪文兴等<sup>[17]</sup>提出了一套融合类结构化与非结构化文本的案情知识图谱自动构建流程,并成功应用于“机动车交通事故责任纠纷”等类案,显著提升了案情要素的抽取精度。梁鸿翔等<sup>[18]</sup>设计了基于深度学习的层叠模型,实现了对刑事案件判决文书中被告人信息、犯罪事实、判决结果等多维度实体与关系的自动抽取。陈彦光等<sup>[19]</sup>基于30余万份涉毒类案件刑事判决书,构建了面向涉毒类刑事案件的知识图谱,为后续的司法应用提供了基础。除此之外,许多学者分别从不同角度研究了裁判文书和刑事法律知识图谱的构建方法,通过实体识别、关系抽取和图数据库存储,为法律领域相关人员提供了便捷的知识获取方式<sup>[20-22]</sup>。

在智能决策支持层面,研究重点已从静态的知识存储转向动态的推理与辅助应用。华斌等<sup>[23]</sup>构建了故意伤害罪的犯罪知识本体,利用D-S证据理论融合多份审讯笔录中的冲突信息,并通过自定义推理规则实现了案由的自动推理与可视化,有效解决了因供述不一致导致的案情刻画难

题。此外,知识图谱还被广泛用于类案精准推送和法条预测等决策支持任务。黄治纲等<sup>[24]</sup>构建了基于知识图谱的司法案件推荐模型(KGCR),通过改进的 TransH 算法实现了相似案件和法条的精准推荐。乔钢柱等<sup>[25]</sup>基于盗窃案件法律文书本体构建了知识图谱,并通过智能推理技术实现了相似量刑类案推送,可以辅助检察官给出更合理的量刑建议。廖子祺<sup>[26]</sup>设计了基于相似度计算的类案检索方案,提出了综合考量的“相似指数”,优化了类案检索流程。

随着技术的成熟,司法知识图谱的应用场景正不断深化和拓展,展现出强大的跨领域适应能力。在公安侦查领域,知识图谱被广泛应用于犯罪情报分析。张美璟<sup>[27]</sup>指出,知识图谱能通过实体消歧、关联提取和案件推理,辅助事件规律挖掘、人员画像构建和人物关系梳理。李超<sup>[28]</sup>聚焦视频侦查,构建了专门的视频侦查知识图谱,利用 Neo4j 图数据库存储涉案的人、车、物、时空等信息,实现了线索的聚合与高效检索。陆枫等<sup>[29]</sup>的研究进一步展示了如何基于知识图谱构建犯罪嫌疑人的社会关系网络,为串并案分析提供依据。在特定类型犯罪的治理中,知识图谱同样发挥着独特作用。针对涉毒案件,王玥<sup>[30]</sup>结合关联分析挖掘涉毒对象的特征规律;杨通超等<sup>[31]</sup>则探索了基于知识图谱的细粒度法条预测方法,旨在提高量刑建议的科学性。对于传销、非法集资等经济犯罪,张蓝<sup>[32]</sup>和杨阳<sup>[33]</sup>的研究表明,知识图谱不仅能实现复杂的资金流向和组织架构可视化,更能支撑深层次的情报分析,揭示隐藏的犯罪网络。

尽管知识图谱在司法领域的应用已覆盖案件推理、类案推送、法条预测、人员关系网络构建等多个关键环节,但是其在再犯风险评估这一重要司法实践中尚未得到充分探索和应用。现有的再犯风险评估方法多依赖于静态的风险评估量表或基于统计模型的预测工具,往往侧重于个体人口学特征、前科记录等有限变量,难以全面整合犯罪历史、社会关系网络、心理行为特征、环境因素等多维度、动态化的风险因子。而知识图谱恰恰能够胜任此类复杂知识的整合与推理,它将罪犯的过往犯罪模式、社会关系、家庭背景、就业状况、心理评估记录等信息构建成一个动态的知识网络,通过图算法挖掘潜在的风险关联路径,实现更科学、更具解释性的再犯预测。因此,本文将通过本体构建、知识抽取、概念泛化以及

知识推理等流程,系统构建社区矫正对象再犯风险评估知识图谱,提高社区矫正对象再犯风险评估的科学性和透明性,进而回答以下两个问题:

Q2:知识图谱能否评估社区矫正对象的人身危险性?如果能,如何实现?

Q3:知识图谱能否评估社区矫正对象再犯类型的社会危险性?如果能,如何实现?

进一步地,以对上述问题的解答为基础,动态地评估社区矫正对象的再犯风险。

## 二、再犯风险知识图谱构建及其关键技术

### (一)再犯风险知识图谱构建

知识图谱作为认知智能时代的核心技术,通过构建本体建模与语义网络,实现对人类认知结构的数字化映射,以符号形式描述物理世界中的概念及其相互关系和内在逻辑。知识图谱一般采用<实体,关系,实体>或<实体,关系,值>的三元组来表达知识。构建知识图谱有自上而下和自下而上两种技术路径<sup>[7]</sup>。前者先定义好本体和数据模式,再从数据源中填充实体、属性和关系,适合垂直领域知识图谱的构建;后者则从数据源中提取实体、属性和关系,凝练底层概念,逐步向上,形成更高级的概念和实体,适合开放性知识图谱的构建。社区矫正对象再犯风险属于特殊领域知识,因而适合采用自上而下的构建路径,即先定义本体,再根据本体抽取实体及关系,而后进行概念泛化。

本体层作为知识表示的元模型,位于框架的最顶层,通过本体描述语言构建形式化概念体系,实现领域知识的抽象建模与语义约束。本文在构建再犯风险知识图谱过程中,遵循《中华人民共和国社区矫正法》的法定规范体系,有机整合犯罪学社会控制理论、心理学人格特质理论以及现代再犯风险评估的量化指标体系,构建了包含矫正主体、风险因素及其特征、再犯类型及其属性等核心概念的本体模型,实体与关系的定义如表 1 和表 2 所示,其中再犯风险三元组包括:<矫正主体,再犯风险因素,个体特征>,刻画矫正主体的人身危险性特征;<矫正主体,再犯类型,具体罪名>,描述矫正主体的再犯事实;<再犯类型,属性名,属性值>,反映再犯类型的社会危险性。该本体建模方法突破了传统风险评估的侧重失衡局限,构建了“特征—行为—风险”的三维评估空间,涵盖了再犯风险的人身危险性与社会危险性。

表1 实体定义

实体	定义
社区矫正对象 $P$	指正在接受社区矫正措施(如缓刑、假释、管制等)的人员
个体特征 $R$	指与特定“社区矫正对象”直接相关,并能反映其再犯风险的具体表现或属性。这些特征是“再犯风险因素”在个体身上的具体体现
具体罪名 $O$	指社区矫正对象可能再次实施的、具有明确法律条文规定的具体犯罪行为名称,是“再犯类型”的下位概念或子集
罪名属性值 $M$	指描述“具体罪名”某一特定属性的具体取值,用于对“具体罪名”进行更精细的刻画和分类,从而区分再犯行为的社会危险性

表2 关系定义

关系	定义
再犯风险因素 $E$	指影响社区矫正对象未来再次实施犯罪行为的可能性的潜在原因。它是一种抽象的、可被识别和量化的风险维度,是连接“社区矫正对象 $P$ ”与“个体特征 $R$ ”的桥梁
再犯类型 $W$	指社区矫正对象可能再次实施的、具有宏观分类意义的犯罪行为类别或大类。它代表再犯行为的上层法律分类,对应于刑法分则中的章节或主要罪名类别,将特定的“社区矫正对象 $P$ ”与其可能涉及的“具体罪名 $O$ ”关联起来
罪名属性 $N$	指用于描述和刻画“具体罪名”特征的属性名称。它是连接“具体罪名 $O$ ”与“罪名属性值 $M$ ”的桥梁,用以评估或描述该罪名特性

知识图谱构建技术的核心在于多源异构知识的高效获取与整合能力;其知识体系的结构化深度、语义关联广度以及应用场景的可靠性,本质上取决于知识库在异构数据融合、领域适应等方面所实现的质量密度和规模效应。本文整合司法矫正业务系统、社会帮教档案库、司法文书知识库及犯罪学研究文献等多源异构数据,构建了包含社区矫正对象、再犯风险因素与再犯类型为再犯风险知识网络。针对结构化数据,采用映射式构建方法,将结构化字段映射为语义三元组。针对半结构化/非结构化数据,鉴于大语言模型在知识抽取任务中的优异表现<sup>[34-36]</sup>,本文通过提示工程技术,构建“文本—需求—规范”三位一体的知识抽取框架。首先,基于领域知识(再犯风险因素目录)设计角色化任务提示,引导大语言模型精准识别矫正主体、风险因素等核心要素;然后,通过“实体—关系—属性”的结构化解析,从海量文本中提取核心三元组;最后,通过调用Python中的py2neo库,将三元组导入Neo4j软件进行知识存储。

概念泛化作为破解多源数据融合困境的关键技术,在再犯风险评估领域中,其必要性体现在三个方面:其一,通过语义消歧,解决评估量表维度标准异质化问题(如“低/中/高”与“轻度/中度/重度”的表述差异);其二,通过概念归约,解决不同量表之间存在风险维度的语义重叠问题;其三,在司法语义框架下,基于法律本体论的抽象化机制,将细粒度犯罪实例(如超市偷窃)向上泛化为“入

室盗窃”等规范概念,从而剥离犯罪场景的表层差异,聚焦犯罪本质特征,以更有效地识别跨犯罪场景的共性再犯驱动要素。具体流程主要包括:a)将数据嵌入为低维稠密向量;b)使用K-means聚类算法对概念进行聚类和重命名操作,获得抽象实体与关系。

## (二)再犯风险知识图谱表示

如前所述,本文中的再犯风险,是指社区矫正对象在个体与社会环境交互作用下,基于其具备的可观测再犯风险因素组合,于未来实施再犯行为的可能性及该再犯行为所引发的社会危害性。为了具象地表示不同社区矫正对象的再犯风险,本文通过构建再犯风险知识图谱,利用再犯风险知识网络,对矫正对象的人身危险性以及再犯的社会危险性进行刻画。

再犯风险知识网络是指由多元风险要素及其交互作用构成的动态系统模型,具体如图1所示。该模型可以用一个十元组 $G=(P, E, R, W, O, N, M, H_1, H_2, H_3)$ 表示,其中: $P=\{p_1, p_2, p_3, \dots, p_v\}$ 表示社区矫正对象的集合,共 $v$ 个实体,即 $|P|=v$ ;  $E=\{e_1, e_2, e_3, \dots, e_j\}$ 表示社区矫正对象所具备的再犯风险因素集合,共 $j$ 个关系,即 $|E|=j$ ;  $R=\{r_1, r_2, r_3, \dots, r_z\}$ 表示再犯风险因素在社区矫正对象中所表现的个体特征的集合,共 $z$ 个实体,即 $|R|=z$ ;  $W=\{w_1, w_2, w_3, \dots, w_l\}$ 表示再犯类型的集合,共 $l$ 个关系,即 $|W|=l$ ;  $O=\{o_1, o_2, o_3, \dots, o_q\}$ 表示具体罪名的集合,共 $q$ 个节点,即 $|O|$

$=q; N = \{n_1, n_2, n_3, \dots, \omega_b\}$  表示具体罪名的属性名集合,共  $b$  个关系,即  $|N| = b; M = \{m_1, m_2, m_3, \dots, m_a\}$  表示具体罪名的属性值集合,共  $a$  个实体,即  $|M| = a; H_1$  是<社区矫正对象,再犯风险因素,个体特征>三元组的集合,即  $(p_1, e_1, r_1) \in H_1$ ,

$p_1 \in P, e_1 \in E, r_1 \in R; H_2$  是<社区矫正对象,再犯类型,具体罪名>三元组的集合,即  $(p_1, \omega_1, o_1) \in H_2, p_1 \in P, \omega_1 \in W, o_1 \in O; H_3$  是<具体罪名,属性名,属性值>三元组的集合,即  $(o_1, n_1, m_1) \in H_3, o_1 \in O, n_1 \in N, m_1 \in M$ 。

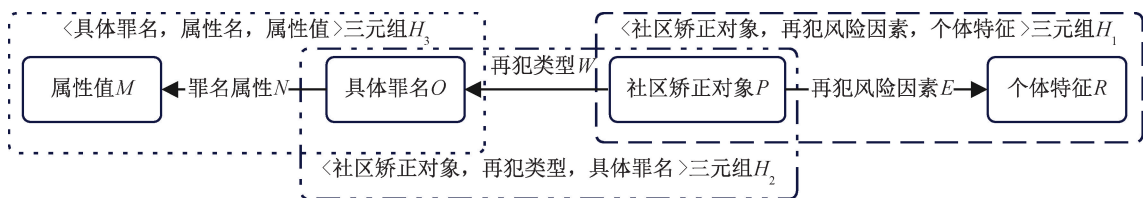


图 1 十元组逻辑图

显然,再犯风险知识网络是一个拥有多个层次、多重链接、多样节点的复杂网络(见图 2),用以表征再犯风险因素的复杂性、多维性、交互性等特征,能够系

统地呈现微观个体、中观社会、宏观政策等跨层次的再犯风险要素。因此,本文将再犯风险知识网络作为社区矫正对象再犯风险知识图谱的表示工具。

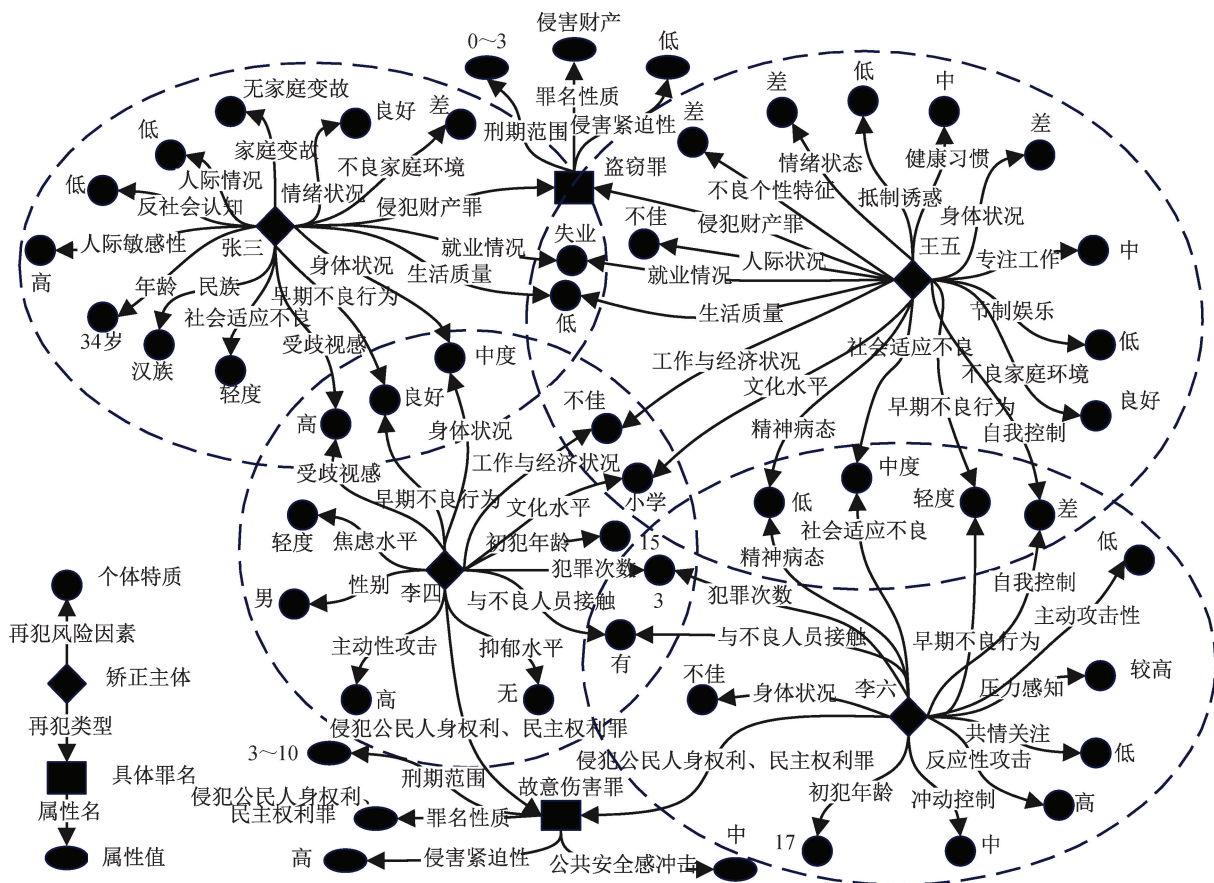


图 2 再犯风险知识网络

### (三)再犯风险知识图谱挖掘

本文研究的异构数据源既包括前期收集的结构化量表数据,也涵盖典型案例、裁判文书等非结构化数据。参考刑事政策学的功能主义分类原则,依据再犯风险因素的测量特征与评估复杂度,再犯风险因素可以分为显性再犯风险因素和隐性再犯风险因素。对于诸如年龄、性别等易于获取的显性再犯风

险因素,因其具有客观可测性,可以通过知识抽取直接从非结构化的文本中获取。然而,对于反社会倾向、心理状态等难以直接观测且具有潜在性与复杂性特征的隐性再犯风险因素,则必须借助标准化的测量工具进行系统性诊断评估。在刑事司法评估范式演进过程中,以“精算式风险评估”为里程碑的实证研究范式革新,推动了再犯风险评估的科学化进

程。该范式强调基于大样本实证数据,运用多元回归分析、机器学习算法等统计建模技术,对再犯风险因素进行系统筛选和权重赋值,最终构建具有标准化计分规则的结构化评估工具。通过跨样本的实证效度检验和临床信度研究,此类工具在司法实践中展现出良好的风险评估效能。具体而言,第二代风险评估方法采用的PCL-R量表包含“巧言令色”“病态性说谎”“无责任感”“自我控制能力差”等20项内容,它对2、5、10年后罪犯再次犯罪入狱的预测力分别为0.31、0.32和0.34<sup>[37]</sup>。第三代风险评估方法采用的LSI-R量表包括犯罪史、教育/就业、经济状况、家庭/婚姻等10个分量表,已有研究表明:LSI-R的总体预测效度为0.36,对于暴力犯罪的预测效度为0.25<sup>[38]</sup>。

鉴于上述情况,本文采用多维测评组合策略,整合结构化量表与非结构化文本,实现数据的多源互补,进而系统性、全面性地提取社区矫正对象的显性与隐性再犯风险因素,形成再犯风险知识图谱,旨在根据社区矫正对象具备的再犯风险因素预测人身危险性,依据再犯类型的多维属性量化社会危险性。

### 三、基于知识图谱的再犯风险评估

#### (一)基于知识图谱的再犯风险评估模型

风险是指不确定性对目标的影响<sup>[39]</sup>,其表现为负面结果发生的可能性及其潜在后果的严重性<sup>[40-41]</sup>。基于刑事司法领域对再犯防控的理论探索与实践经验,再犯风险的评估同样需要遵循风险理论的双重维度,既包含再犯行为发生的概率,也涵盖再犯行为可能引发的社会危害性后果。这种二元结构属性在刑法理论中呈现出独特的规范构造——人身危险性表征再犯的可能性,社会危险性则体现犯罪行为对个人、社会的法益侵害程度,二者共同构成刑事风险防控的完整评价体系<sup>[42-43]</sup>。

然而,我国刑法理论界对人身危险性与社会危险性的关系存在三种代表性观点:包含说主张人身危险性隶属于社会危险性评价体系;区别说强调二者分别对应“已然之罪”与“未然之罪”;并列说则将二者并列为犯罪本质特征。本文主张二者具有辩证统一关系。联系体现为现实社会危害源于既往人身危险性的现实转化。区别差异则体现在:a)人身危险性聚焦犯罪人的主体特质,社会危险性指向犯罪行为的客观危害;b)人身危险性具有未然性,社会危险性表征实害结果;c)社会危险性构成定罪的基础标准,人身危险性主要作用于量刑个别化与行刑

社会化处遇<sup>[44-46]</sup>。因此,社区矫正对象的再犯风险评估,应当综合考虑人身危险性评估与社会危险性评估,实现再犯风险的综合量化。

知识图谱作为认知智能时代的核心技术,在风险管理领域展现出多维度的创新价值<sup>[47-48]</sup>。其核心优势首先体现在异构数据的深度融合能力,即通过本体论框架实现结构化与非结构化数据的语义对齐<sup>[49]</sup>,并借助跨模态语义空间转换技术整合多模态数据,为风险建模提供数据基础。在此基础上,通过图神经网络等技术对风险因素间的复杂交互进行显式建模,精准刻画风险的传导路径和演化规律<sup>[50]</sup>。在风险分析与决策支持层面:一方面,依托图数据库的可视化能力,实现风险网络的拓扑结构显性化<sup>[51]</sup>;另一方面,结合查询语言与图计算算法,构建智能推理引擎,支持风险路径的快速推断<sup>[52]</sup>。除此之外,动态增量更新机制能够帮助知识图谱持续优化,实时响应环境变化<sup>[53]</sup>。

据此,本文构建了基于知识图谱的再犯风险评估模型。首先,通过本体设计、基于DeepSeek-Chat大语言模型的知识抽取与基于K-means聚类算法的概念泛化,生成包含2302个实体、90种关系和171492条边的再犯风险知识图谱,以整合来自裁判文书、司法机关与社区矫正机构、新闻报道以及评估量表的异构数据,系统、全面地描述社区矫正对象的再犯风险因素以及再犯类型的危险维度特征。在此基础上,构建融合关系图卷积网络<sup>[54]</sup>和注意力机制的关系图注意力网络模型<sup>[55]</sup>,通过引入关系感知的注意力机制,实现了知识图谱中社区矫正对象与其多类再犯风险因素之间的复杂关联的建模。该方法将实体与关系特征投影至多个独立语义通道,每个通道对应一种潜在的风险维度(如心理、经济、社会支持等)。在每个通道内,结合具体的关系特征进行邻居信息聚合,并通过注意力机制衡量不同风险因素在当前语义维度下的重要性。最后,通过查询感知注意力机制,根据目标任务(如侵犯财产罪)动态选择最相关的语义通道,生成任务自适应的实体嵌入。这一机制不仅提升了预测性能,还能量化分析各类风险因子对特定再犯类型的贡献程度,揭示差异化影响规律,为社区矫正中的风险评估与精准干预提供可解释的决策支持。这一机制借鉴了Wang等<sup>[55]</sup>提出的关系图注意力网络模型的核心思想,并且本文针对社区矫正对象的风险评估任务进行了适配与扩展,具体流程如图3所示。图3展示了该框架在再犯风险预测场景中的应用形式:在预测社区

社区矫正对象  $p_v$  再次实施侵犯财产罪  $w_1$  的概率时,首先将其所关联的再犯风险因素建模为关系边 ( $e_1, e_2, e_3 \in E$ ), 并将这些风险因素在个体身上的具体表现编码为对应的节点特征 ( $r_1, r_2, r_3, r_4, r_5, r_6, r_7 \in R$ )。然后,模型通过针对“侵犯财产罪  $w_1$ ”这

一查询关系的查询感知注意力机制 (Query-aware attention), 动态计算各风险因素及其个体表现对当前预测任务的相关性权重。最后,输出  $p_v$  实施侵犯财产罪的再犯概率,并提供各风险因素的贡献度排序。

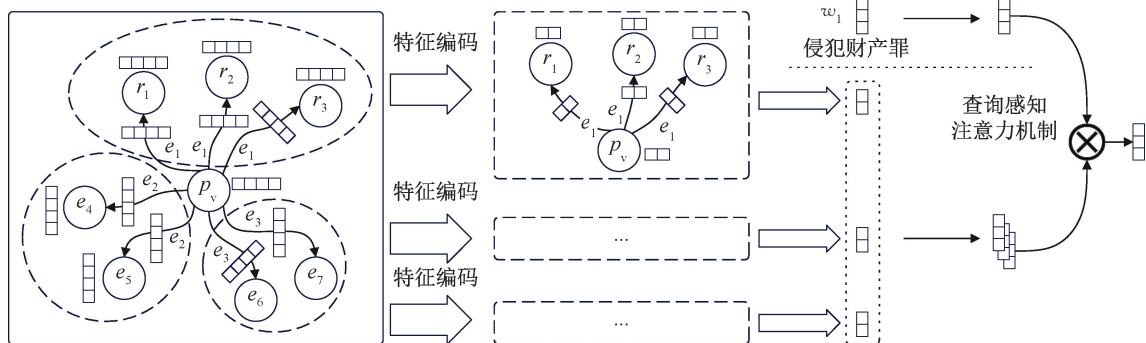


图 3 基于关系图注意力网络的再犯风险评估流程

其次,依据犯罪类型的多维危险性属性,结合基于机器智慧的大语言模型与基于专家知识的层次分析法,确定各属性的权重分配,进而构建加权赋值模型,精准量化犯罪行为的社会危险

性系数。最终,基于前文得出的人身危险性与再犯类型社会危险性量化结果,通过二者乘积,实现对社区矫正对象的再犯风险评估,具体流程如图 4 所示。

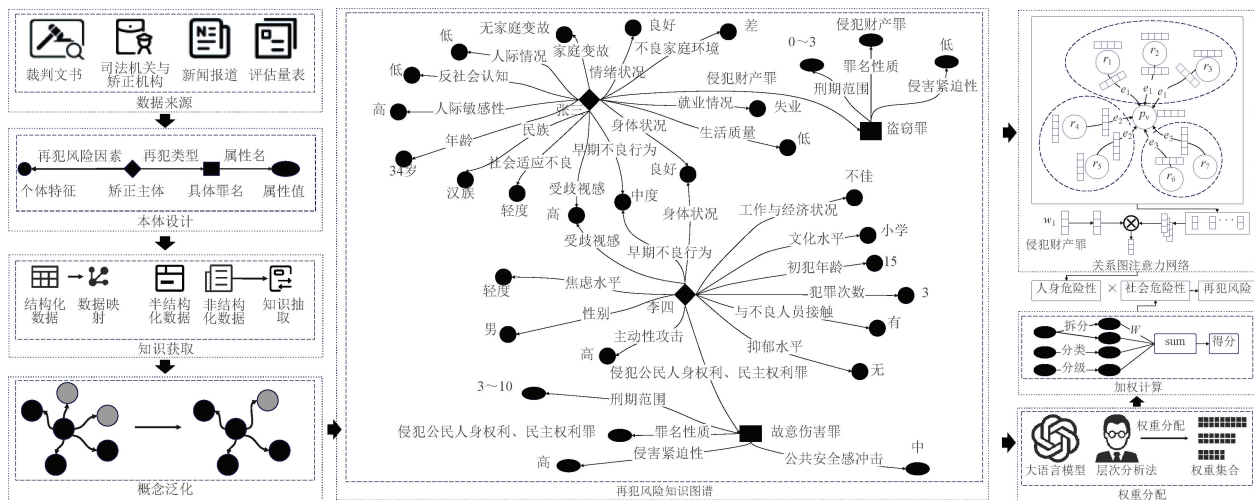


图 4 基于知识图谱的再犯风险评估模型

## (二) 基于知识图谱的人身危险性评估

### 1. 实验设置

实验运行环境为 Windows 11 操作系统,使用 Python 语言实现。在实验中,采用自定义的优化策略来训练关系图注意力网络的混合模型。模型的学习率设置为 0.01,训练过程共进行 20 个轮次的迭代,以充分学习数据中的复杂模式和特征。模型的隐藏层单元数设置为 256,为节点嵌入提供了丰富的表达能力。训练样本批次大小设置为 12000,使模型能够充分利用数据中的统计信息。为了防止过拟合,在模型中加入了 Dropout 层,其 Dropout 率为 0.1,增强模型的泛化能力。此外,还对模型的权重

矩阵应用了  $L_2$  正则化,正则化强度设置为 0.01,以进一步防止过拟合并提高模型的鲁棒性。

### 2. 评估指标设置

基于知识图谱的再犯风险评估本质上属于知识图谱链接预测任务,其核心目标是通过建模社区矫正对象实体与不同再犯类型实体间的潜在关联概率,从而实现对个体再犯风险的量化评估。在此任务中,选择平均倒数排名 (Mean reciprocal ranking, MRR) 与前  $k$  命中率 (Hits@ $k$ ) 作为评估指标,其中:MRR 通过计算预测结果排序倒数的均值,系统反映模型对关键实体关系的全局排序能力;Hits@ $k$  则通过统计预测结果在前  $k$  个候选位置出现的频

次,衡量模型的局部预测效能。

a) MRR,用于衡量模型预测的正样本在所有候选样本中的平均倒数排名:

$$m = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \frac{1}{r_q}$$

其中: $m$ 表示正样本的平均倒数排名, $Q$ 表示正负样本的数量, $r_q$ 表示第 $q$ 个正样本的排名位置。

b) Hits@ $k$ ,表示在前 $k$ 个预测结果中,正样本存在于预测结果中的比例:

$$h_k = \frac{1}{Q} \sum_{q=1}^Q \prod (r_q < k),$$

其中: $h_k$ 表示正样本在排名前 $k$ 个结果中的比例, $Q$ 表示正负样本的数量, $r_q$ 表示正样本的排名。如果正样本的排名小于 $k$ ,则 $\prod (r_q < k)$ 等于1,否则为0。

### 3. 实验结果与分析

混合模型采用基于嵌入的打分函数,计算头尾实体关联概率,并通过生成负样本来评估正样本的预测概率在所有样本中的排名情况。以(社区矫正对象 $p_1$ —盗窃罪—一般盗窃)为例,通过随机替换尾实体(如入户盗窃、携带凶器盗窃等)或直接替换关系与尾实体(如故意伤害罪—故意伤害致人重伤)

生成20个负样本三元组,构建包含21个正负样本的预测集。对21个正负样本的预测概率进行排序。对部分(出现次数>50)再犯类型的出现次数和平均排名进行统计,结果如表3所示。

表3 正样本排名结果

再犯类型	出现次数/次	平均排名
盗窃罪	181	3.67
诈骗罪	104	3.32
开设赌场罪	97	4.08
掩饰、隐瞒犯罪所得、犯罪所得收益罪	94	1.71
寻衅滋事罪	74	5.61
贩卖毒品罪	67	6.15
制作、复制、出版、贩卖、传播淫秽物品牟利罪	52	8.48

为了进一步分析混合模型对再犯风险因素的注意力分配情况,根据预测的再犯类型,通过提取关系层注意力矩阵,可视化各再犯风险因素对预测的贡献度。针对寻衅滋事罪的案例分析显示,关键风险影响因素包括:人际状况(0.998)、焦虑水平(0.947)、生理领域状况(0.888)、是否有前科(0.860)以及主动性攻击水平(0.771)。部分(出现次数>50)再犯类型排名前五的影响因素如表4所示。

表4 不同再犯类型排名前五的影响因素

再犯类型	排名前五的影响因素
盗窃罪	冲动性、心理状况、失眠程度、工作与经济状况、共情关注
诈骗罪	人际状况、生理领域状况、工作与经济状况、共情关注、生活质量
开设赌场罪	与不良人员接触、年龄、生理领域状况、压力感知、经济损失
掩饰或隐瞒犯罪所得、犯罪所得收益罪	马基雅维利主义、生理领域状况、生活质量、是否隐瞒说谎、社会领域
寻衅滋事罪	人际状况、焦虑水平、生理领域状况、是否有前科、主动性攻击水平
贩卖毒品罪	抑郁核心症状、焦虑水平、婚姻情况、生理领域状况、自控力
制作、复制、出版、贩卖、传播淫秽物品牟利罪	抵制诱惑、马基雅维利主义、抑郁水平、生理领域状况、生活质量

在模型评估方面,通过MRR指标评估整体预测质量,同时采用Hits@ $k$ 指标衡量混合模型的局部预测表现,输出结果如表5所示。将该结果与关系图注意力网络在FB15k-237数据集和WN18RR数据集上的预测结果<sup>[55]</sup>进行比较,其与本文构建的面向再犯风险评估的知识图谱数据集,均具有不包含逆三元组的共性特征。这种特性要求模型不能通过简单的反向关系推理实现预测,而必须基于实体语义特征与图谱拓扑结构进行深层推理,显著提升

链接预测任务的挑战性。实验数据显示,在再犯风险知识图谱数据集上,关系图注意力网络模型针对“再犯类型—具体罪名”这一关键链接预测任务取得较为显著的成效。这一结果表明,关系图注意力网络通过图神经网络特有的邻域信息聚合机制,在不依赖显式逆关系的情况下,能够有效捕捉再犯风险知识图谱中复杂的特征交互模式,验证了知识图谱作为基础数据结构在社区矫正工作中的可行性和有效性。

表5 模型评估指标结果

数据集	MRR	Hits@1	Hits@3	Hits@10
再犯风险评估数据集(再犯类型)	0.305	0.224	0.224	0.462
FB15k-237数据集	0.368	0.267	0.405	0.558
WN18RR数据集	0.492	0.449	0.506	0.578

### (三) 基于知识图谱的社会危险性评估

社会危险性评估是指依据犯罪类型的多维属性,包括刑期范围、性质、侵害紧迫性、治理成本以及对公共安全感的冲击等<sup>[56]</sup>,通过加权赋值的方式,精确定义犯罪行为的社会危险性系数,其主要流程包括属性量化、权重分配与系数计算。

首先,通过属性量化将每个再犯类型的属性转化为可比较的数值,其主要包括:a)属性拆分,将刑期范围分为刑期上限与刑期下限;b)属性编码,将罪名性质、自然犯罪/法定犯罪等属性进行分类编码;c)属性分级,对于侵害紧迫性、犯罪可重复性、公共安全冲击等属性进行分级。其次,基于提示工程,定向引导 DeepSeek-Chat 大模型解析刑法条文、犯罪学理论,通过语义推理与模式识别提取“罪名性质”“侵害紧迫性”等属性间的潜在关联规则,输出符合法律逻辑的候选权重集合。再次,引入层次分析法<sup>[57]</sup>,领域专家依据实际经验对属性重要性进行两两对比,生成判断矩阵;然后,通过融合大模型候选权重与专家主观权重,输出最终权重表。最后,基于再犯类型的属性值及其权重,按综合权重进行线性加权聚合,生成社会危险性分数,并通过分段函数映射至 $[0,1]$ 标准区间。

### (四) 基于知识图谱的再犯风险评估

再犯风险( $I$ )由再犯概率( $c$ )以及再犯行为所导致的危险性( $d$ )所决定:

$$I = c \times d,$$

通过再犯概率与危险性系数之乘积,兼顾再犯风险的人身危险性和社会危险性,得出量化的再犯风险指数,实现从可能性到危害性的立体化评估,进而为社区矫正工作提供双重支撑。一方面,基于风险指数的分级管理策略可实现矫正资源的最优配置,基于风险因素的精准矫治策略可提升矫正措施的适配度与矫治效率;另一方面,避免传统评估中“见人不见罪”或“见罪不见人”的片面性,构建“罪—人”双要素评估框架,推动刑事司法决策从主观经验判断向“数据模型+裁判规则”的智慧裁判模式转型。

## 四、结 语

本文将再犯风险本质解构为“人的范畴”与“罪的范畴”,构建了基于知识图谱的再犯风险评估模型,并通过构建再犯风险知识图谱,系统揭示社区矫正对象、再犯风险因素与再犯类型间的复杂网络关系。在此基础上,利用关系图注意力网络,构建兼具预测精度与司法透明度的人身危险性评估范式,借

助大语言模型与层次分析法,精准量化评估犯罪行为的社会危险性系数,实现四个关键突破。其一,从理论层面将再犯风险解构为“人身危险性”与“社会危险性”双重维度,构建以再犯风险因素与再犯类型为核心的本体框架;其二,通过大语言模型实现非结构化文本的知识抽取,极大提高文本知识挖掘的效率、灵活性、准确性,降低人工干预偏差;其三,通过关系图注意力网络等图算法,量化再犯风险因素的影响权重,结合知识图谱的可视化技术,将再犯风险知识图谱中的隐性知识显性化,强化刑事司法裁量过程的透明度;其四,将关系图注意力网络应用于知识图谱,实验结果表明,基于图结构的拓扑特征表示能够有效支撑再犯风险量化评估、关键风险因素挖掘等深度应用,为司法矫正领域的数智化转型提供数据基础。

然而,该研究仍存在不足。首先,缺乏不同模型的系统性对比。本文仅采用关系图注意力网络这一模型开展链接预测,虽通过与基准数据集的预测效果对比验证了结果的有效性,但未开展多模型横向对标分析——既未与图注意力网络、归纳式图神经网络等主流图模型对比适配性,也未与支持向量机等传统机器学习模型对标预测精度,无法明确不同模型在“再犯风险关联预测”场景下的性能差异,因此难以确定该任务的最优模型方案,限制了评估精度的进一步提升。其次,多模态数据的融合与验证不足。现有研究的数据分析维度高度依赖文本数据,尚未构建多源异构数据的跨模态对齐框架,未纳入视频数据、音频数据等非文本信息,导致缺乏对多模态数据的特征对齐和互补融合机制,无法利用多模态证据的交叉验证提升结果可靠性。最后,风险因素的关联挖掘与干预脱节。再犯风险评估的核心目标是为社区矫正干预提供“可落地的科学指导”,但当前研究仅停留在“风险是否存在”的预测层面,未深入挖掘再犯风险因素之间的内在关联机制——未揭示因素间的因果关系,导致无法回答“风险如何产生”的深层问题。这种“重预测、轻解释”的局限,使评估结果难以转化为“靶向性矫治依据”,与“为社区矫正策略提供支撑”的核心目标脱节。

针对上述不足,后续研究将重点实现以下突破:a)构建“多模型对比实验框架”。选取主流图模型以及传统机器学习模型,基于再犯风险评估数据集开展实验,并设计多维度评价体系,从“预测性能”“模型效率”等维度对不同模型进行综合评估。b)构建多源异构数据的跨模态对齐与融合框架。扩充视频

(矫治对象行为观测视频、心理访谈录像)、音频(语音情绪样本、沟通录音)数据,通过数据清洗(如视频帧筛选、音频降噪)、特征提取(如视频数据利用3D-CNN提取行为特征、音频数据采用MFCC提取情绪特征)形成标准化多模态特征库,通过构建跨模态对齐模型,融合多模态特征,并设计“模态一致性校验规则”,对单模态预测结果进行交叉修正,减少单一数据维度的偏差。c)挖掘风险因素关联机制。通过因果发现算法生成再犯风险因素因果图,引入多维度中心性指标,对再犯风险因素节点进行量化评估,基于专家知识,针对不同中心性特征的关键节点,匹配差异化干预重点。

### 参考文献:

- [1] 谢超.我国社区矫正现状及立法建议[J].法学杂志,2017,38(11):57-67.
- [2] 王希,刘双阳.社区矫正精准矫治模式的理论基础与实践展开[J].南大法学,2022(5):150-163.
- [3] 李川.从特殊预防到风险管控:社区矫正之理论嬗变与进路选择[J].法律科学(西北政法大学学报),2012,30(3):186-194.
- [4] 狄小华.我国自由刑执行难题及其破解:兼论依托智能再犯风险评估的再犯数字治理[J].吉首大学学报(社会科学版),2023,44(2):31-43.
- [5] 孔一.再犯风险评估中的几个基本问题[J].河南警察学院学报,2016,25(2):27-32.
- [6] 狄小华.智能化再犯风险评估司法应用的法律风险及其防范[J].学术界,2020(5):69-81.
- [7] 刘峤,李杨,段宏,等.知识图谱构建技术综述[J].计算机研究与发展,2016,53(3):582-600.
- [8] Gendreau P, Little T, Goggin C. A meta-analysis of the predictors of adult offender recidivism: what works! [J]. *Criminology*, 1996, 34(4): 575-608.
- [9] Hanson R K. The psychological assessment of risk for crime and violence[J]. *Psychologie Canadienne*, 2009, 50(3): 172-182.
- [10] Andrews D A, Bonta J. *The Psychology of Criminal Conduct* [M]. 5th ed. London: Routledge, 2010: 55-69.
- [11] Yukhnenko D, Blackwood N, Fazel S. Risk factors for recidivism in individuals receiving community sentences: a systematic review and meta-analysis [J]. *CNS Spectrums*, 2020, 25(2): 252-263.
- [12] 汪晓翔,刘仁文.不同再犯类型的差异化风险因素研究[J].中国人民公安大学学报(社会科学版),2020,36(5):1-9.
- [13] Caudy M S, Durso J M, Taxman F S. How well do dynamic needs predict recidivism: implications for risk assessment and risk reduction[J]. *Journal of Criminal Justice*, 2013, 41(6): 458-466.
- [14] 何川,马皓.罪犯危险性评估研究综述[J].河北北方学院学报(社会科学版),2014,30(2):67-72.
- [15] 冷俊辉.服刑人员的再犯风险评估:机器学习与贝叶斯网络的结合[D].深圳:深圳大学,2022:3-4.
- [16] 狄小华.全要素且可解释智能化再犯风险评估指标体系的理论架构[J].安徽大学学报(哲学社会科学版),2020,44(5):87-96.
- [17] 洪文兴,胡志强,翁洋,等.面向司法案件的案情知识图谱自动构建[J].中文信息学报,2020,34(1):34-44.
- [18] 梁鸿翔,余辉,顾明明,等.面向刑事案件情节判定的知识库构建技术[J].数据通信,2020(6):35-40.
- [19] 陈彦光,刘海顺,李春楠,等.基于刑事案例的知识图谱构建技术[J].郑州大学学报(理学版),2019,51(3):85-90.
- [20] 黄煜俊.基于深度学习的裁判文书知识图谱构建研究[D].武汉:湖北工业大学,2020:24-54.
- [21] 谢洁.面向裁判文书的知识图谱构建研究[D].南昌:华东交通大学,2019:29-52.
- [22] 曾兰兰.刑事法律知识图谱构建技术研究[D].贵阳:贵州大学,2022:17-67.
- [23] 华斌,位梦涵.伤害类犯罪案由推理辅助决策方法研究与实践[J].数据分析与知识发现,2023,7(12):142-154.
- [24] 黄冶纲,谢新强,邢铁军,等.基于司法案例知识图谱的类案推荐[J].南京大学学报(自然科学),2021,57(6):1053-1063.
- [25] 乔钢柱,冯婷婷,张国晨.基于知识图谱的盗窃案件法律文书智能推理研究[J].计算机系统应用,2019,28(7):206-213.
- [26] 廖子祺.基于BERT的法律知识图谱构建及类案检索应用[D].成都:西南财经大学,2023:20-50.
- [27] 张美璟.知识图谱在犯罪情报分析中的应用[J].法制与社会,2021(4):82-83.
- [28] 李超.视频侦查的知识图谱构建研究[D].北京:中国人民公安大学,2019:19-70.
- [29] 陆枫,李玲玲.基于知识图谱的犯罪嫌疑人社会关系构建及应用研究[J].中国人民公安大学学报(自然科学版),2023,29(2):94-100.
- [30] 王玥.涉毒对象的特征分析[D].北京:中国人民公安大学,2021:14-61.
- [31] 杨通超,秦永彬,黄瑞章,等.基于知识图谱的涉毒案件法条预测方法[J].计算机工程与设计,2023,44(6):1899-1906.
- [32] 张蓝.基于知识图谱的网络传销案件可视化研究[D].北京:中国人民公安大学,2020:27-40.
- [33] 杨阳.基于知识图谱的涉众型经济犯罪知识建模与情报分析[J].中国人民公安大学学报(自然科学版),2020,26(2):87-95.
- [34] 刘畅,张琪,王东波,等.基于大语言模型技术的古籍限定域关系抽取及应用研究[J].情报学报,2025,44(2):200-219.
- [35] Dagdelen J, Dunn A, Lee S, et al. Structured information extraction from scientific text with large language models[J]. *Nature Communications*, 2024, 15: 1418.
- [36] Xu Q F, Qiu F, Zhou G H, et al. A large language model-enabled machining process knowledge graph construction method for intelligent process planning [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2025, 65(Part B): 103244.
- [37] Dahle K. Strengths and limitations of actuarial prediction of criminal reoffence in a German prison sample: a comparative study of LSI-R, HCR-20 and PCL-R[J]. *International Journal of Law and Psychiatry*, 2006, 29(5): 431-442.
- [38] Andrews D A, Bonta J, Wormith J S. The recent past and near future of risk and/or need assessment [J]. *Crime & Delinquency*, 2006, 52(1): 7-27.

- [39] 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会. 风险管理术语: GB/T 23694—2024[S]. 北京: 中国标准出版社, 2024: 1-2.
- [40] Diao X, Jiang J, Mebarki A, et al. Risk analysis of domino effect of leakage accident of petrochemical pipeline based on analytic hierarchy process and fuzzy fault tree analysis [J]. *Safety Science*, 2025, 187: 106852.
- [41] Agheli A, Aghabayk K. How does distraction affect cyclists' severe crashes: a hybrid CatBoost-SHAP and random parameters binary logit approach [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2025, 211: 107896.
- [42] 曾贇. 论再犯罪危险的审查判断标准[J]. *清华法学*, 2012, 6(1): 64-77.
- [43] 王贞会. 审查逮捕社会危险性评估量化模型的原理与建构[J]. *政法论坛*, 2016, 34(2): 70-80.
- [44] 马荣春. 人身危险性之界定及其与主观恶性、社会危害性的关系: 基于刑法学与陈兴良教授商榷[J]. *华南师范大学学报(社会科学版)*, 2010(5): 147-153.
- [45] 李宇先, 詹水清. 人身危险性与社会危害性的关系[EB/OL]. (2007-01-01)[2025-10-10]. [http://www.law-lib.com/lw/lw\\_view.asp?no=7936](http://www.law-lib.com/lw/lw_view.asp?no=7936).
- [46] 陈建平. 略论我国刑法中的人身危险性[EB/OL]. (2007-12-19)[2025-10-10]. <https://www.chinacourt.cn/article/detail/2007/12/id/280123.shtml>.
- [47] 周红磊, 张海涛, 刘伟利, 等. 面向重大突发事件应急管理的事件知识图谱构建及场景应用[J]. *情报学报*, 2024, 43(12): 1453-1466.
- [48] 沈嘉贤, 陈浩智, 张卫国. 基于知识图谱网络特征的中国外汇市场系统性风险测度研究[J]. *中国管理科学*, 2025, 33(3): 45-61.
- [49] Wang L H, Liu X M, Dong Y, et al. Risk evolution analysis of cross-regional water diversion projects based on spatio-temporal knowledge graphs [J]. *Journal of Hydrology*, 2025, 650: 132533.
- [50] Li X, Li S, Yuan J, et al. A data-driven and knowledge graph-based research on safety risk-coupled evolution analysis and assessment in shield tunneling [J]. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 2025, 162: 106657.
- [51] Huang Y, Zhang Z, Hu H. Risk propagation mechanisms in railway systems under extreme weather: a knowledge graph-based unsupervised causation chain approach [J]. *Reliability Engineering & System Safety*, 2025, 260: 110976.
- [52] Zhou Z, Yu X, Magoua J J, et al. Integrating machine learning and a large language model to construct a domain knowledge graph for reducing the risk of fall-from-height accidents [J]. *Accident Analysis & Prevention*, 2025, 215: 108009.
- [53] Johansen K W, Schultz C, Teizer J. Knowledge graph exploitation to enhance the usability of risk assessment in construction safety planning [J]. *Advanced Engineering Informatics*, 2025, 65: 103305.
- [54] Schlichtkrull M, Kipf T N, Bloem P, et al. Modeling relational data with graph convolutional networks[C]//Proceedings of the 15th International Conference on Semantic Web (ESWC 2018). Cham: Springer, 2018: 593-607.
- [55] Wang K, Shen W Z, Yang Y Y, et al. Relational graph attention network for aspect-based sentiment analysis[C]//Proceedings of the 58th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics. Stroudsburg, PA: Association for Computational Linguistics, 2020: 3229-3238.
- [56] 张小虎. 中国现代化进程中犯罪类型的波动特征及其原因[J]. *广东社会科学*, 2022(5): 224-239.
- [57] 迟婧茹, 周小林, 南方, 等. 国际科技合作计划成果评估指标体系构建: 基于德尔菲法和层次分析法[J]. *中国科技论坛*, 2025(4): 11-21.

(责任编辑: 康 锋)