

中图法分类号: TP391.9 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(XXXX)XX-0001-18

论文引用格式: Zhang Peng, Cao Weiqun. Leveraging physics scene graph and knowledge graph for analyzing physical processes and problem solving [J/OL]. Journal of Image and Graphics, XXXX:1-18. DOI: 10.11834/jig.260120. (张鹏, 曹卫群. 结合场景图和知识图谱的物理过程分析及问题求解[J/OL]. 中国图象图形学报, XXXX:1-18. DOI: 10.11834/jig.260120. ) [DOI: 10.11834/jig.260120]

## 结合场景图和知识图谱的物理过程分析及问题求解

张鹏<sup>1,2</sup>, 曹卫群<sup>1,2</sup>

1. 北京林业大学 信息学院, 北京市 100083; 2. 河北省智慧国家公园重点实验室, 北京市 100083

**摘要:** 目的 计算机辅助教学在物理教育中的应用研究仍处于探索和发展阶段, 特别在动力学问题求解方面仍存在物理状态表示不完善、推理过程不透明以及可扩展性不足等问题。方法 研究了一种基于物理场景图与知识图谱相结合的推理方法, 实现了面向物理教学习题的物理过程智能分析及问题求解, 并在此基础上构建了一个交互式物理教学系统。该方法首先基于物理引擎输出的场景动态信息构建物理场景图, 对场景中物体对象的空间位置、运动状态及物体对象间相互关系进行结构化建模; 随后通过知识图谱驱动的规则推理选择合适的物理模型, 并结合模型库中的模型计算公式完成复杂问题的自动求解与过程可视化。结果 实验案例与用户评估结果表明, 该方法能够实现对物理习题的自动求解, 且推理过程具有可解释性。同时, 还依据传统物理教学习惯, 以动态二维示意图展示对应的物理过程, 增强了教学的互动性, 使抽象的知识变得形象直观, 促进了学生学习理解物理知识的效果。结论 本文工作可以推广到运动学、电磁学等其它物理知识, 或抽象性强的课程辅助教学中, 为智能化教学方法的研究提供了可借鉴的思路。

**关键词:** 计算机辅助教学; 场景图; 知识图谱; 物理问题求解; 物理过程分析

## Leveraging physics scene graph and knowledge graph for analyzing physical processes and problem solving

Zhang Peng<sup>1,2</sup>, Cao Weiqun<sup>1,2</sup>

1. School of Information Science and Technology, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China; 2. Hebei Key Laboratory of Smart National Park, Beijing 100083, China.

**Abstract: Objective** Research on computer-assisted instruction in physics education remains at a relatively exploratory and developmental stage, particularly in the area of dynamics problem solving, where persistent and multifaceted challenges continue to restrict large-scale pedagogical effectiveness. These challenges include the incomplete and fragmented representation of physical states, insufficient formalization of object interactions, opaque and non-explainable reasoning processes, limited adaptability to complex multi-body systems, and weak alignment between computational outputs and instructional logic. Although intelligent tutoring systems, digital simulations, and adaptive learning technologies have achieved considerable technological advancement, many existing solutions rely either on purely numerical computation frameworks or on rigid, template-driven procedural scripts. Such approaches often fail to establish a coherent structural bridge between low-level simulation data and high-level conceptual reasoning, thereby limiting semantic consistency, interpretability, and cross-problem generalization. Consequently, learners frequently receive algorithmically generated answers

收稿日期: 2026-03-06; 修回日期: 2026-05-07

基金项目: 的规范中文全称(项目编号: ……)(不同基金之间用分号隔开) Supported by: 基金项目的英文全称(主要基金项目的中英文名称可在学报网站下载中心查找核对)

without adequate exposure to intermediate inferential steps, causal dependencies among variables, constraint propagation mechanisms, or the theoretical principles governing the solution trajectory. This lack of transparency not only reduces instructional clarity but also weakens students' ability to construct transferable mental models of physical systems. In response to these theoretical and methodological gaps, the present study seeks to develop a unified, extensible, and semantically grounded framework that enhances representational completeness, reasoning explicability, structural consistency, cognitive alignment, and domain generalizability in computer-assisted physics education through the systematic integration of structured scene modeling, knowledge-graph-based inference, and interactive visual analytics. **Method** To achieve this objective, this study proposes a hybrid reasoning architecture that integrates Physics Scene Graphs with a domain-specific knowledge graph to support intelligent physical process analysis, automated model selection, interpretable equation derivation, and structured problem solving. The framework begins by constructing a formally defined Physics Scene Graph derived from simulation data generated by a physics engine. Within this graph-based representation, physical entities are modeled as nodes enriched with multidimensional attributes, including mass, position, displacement, velocity, acceleration, net force, constraint conditions, and state-transition parameters. Mechanical interactions among entities—such as contact relationships, frictional forces, normal forces, tension links, collision events, composite bindings, and constraint hierarchies—are encoded as semantically annotated edges, forming a relational topology that captures both spatial configuration and dynamic dependency. This explicit structural formalization enables comprehensive modeling of instantaneous states, temporal evolution, constraint propagation, and multi-object coupling in a machine-interpretable and computationally robust manner. Building upon this structured representation layer, a knowledge-graph-driven rule-based reasoning mechanism is introduced to dynamically identify, activate, and instantiate appropriate physical models according to contextual features of the problem scenario. The knowledge graph encodes fundamental physical laws, mathematical expressions, symbolic transformation rules, boundary conditions, dimensional constraints, decomposition strategies, and pedagogical heuristics within a hierarchically organized semantic network. Through semantic matching, relational mapping, subgraph alignment, and rule triggering, entities and relations in the Physics Scene Graph are systematically mapped to corresponding theoretical constructs within the knowledge graph. This bidirectional mapping enables automated derivation of governing equations, symbolic manipulation of expressions, validation of physical consistency, incremental state updating, and stepwise numerical computation. Importantly, the reasoning pipeline is designed to be modular, traceable, and explainable, allowing explicit reconstruction of inference chains and transparent visualization of intermediate logical transitions. To operationalize the proposed architecture, an interactive physics teaching system was implemented, integrating automatic scene parsing, structured reasoning orchestration, real-time state synchronization, multimodal rendering modules, and user-interactive control mechanisms to facilitate both computational automation and pedagogical interpretability. **Result** Comprehensive experimental case analyses, benchmark evaluations, and user-centered empirical studies demonstrate that the proposed system is capable of automatically and reliably solving a broad spectrum of dynamics problems involving multi-object interactions, frictional constraints, composite systems, conditional equilibrium states, and dynamic state transitions. The generated analytical solutions exhibit high consistency with standard textbook methodologies and conventional classroom derivations, including systematic free-body diagram construction, equation decomposition, and sequential symbolic manipulation. In addition to producing accurate numerical results, the system dynamically generates synchronized two-dimensional visualizations that depict object configurations, force vectors, motion trajectories, constraint relationships, and state-evolution sequences. These visual representations are temporally aligned with symbolic derivations, formula transformations, and computational procedures, forming a coherent multimodal explanatory environment. User evaluation results indicate that the integration of structured graphical representations with explicit reasoning chains substantially enhances conceptual clarity, cognitive engagement, and problem-solving confidence. Students reported improved understanding of force decomposition strategies, system boundary selection, inter-object dependency modeling, and the logical progression from physical principles to quantitative solutions. Moreover, the modular architecture of both the Physics Scene Graph and the knowledge graph demonstrates strong extensibility, scalability, and adaptability, allowing systematic expansion to additional domains such as kinematics, energy conservation analysis, rotational dynamics, oscillatory systems, and electromagnetism through incremental enrichment of semantic attributes and domain-specific inference rules.

**Conclusion** This study presents a comprehensive, semantically coherent, and pedagogically interpretable framework that integrates structured scene representation, knowledge-graph-driven automated reasoning, and interactive multimodal visualization to advance the theoretical foundation and practical implementation of computer-assisted physics instruction. By systematically addressing limitations related to representational incompleteness, reasoning opacity, procedural rigidity, and limited cross-domain transferability, the proposed approach enhances both computational intelligence and educational effectiveness. The synergistic coupling of simulation-based state modeling with explicit conceptual inference establishes a transparent, explainable, and cognitively aligned problem-solving paradigm that supports deep conceptual comprehension, structured analytical thinking, and meaningful knowledge transfer. Beyond the specific context of dynamics, the architectural principles and methodological innovations underlying this framework provide a transferable reference model for other branches of physics as well as highly abstract disciplines in computer-assisted education, including advanced mathematics, engineering mechanics, and computational modeling. Overall, this work contributes a theoretically grounded, technically robust, and pedagogically valuable blueprint for the design of next-generation intelligent educational systems that harmonize structured representation, automated reasoning, semantic transparency, and interactive visualization to foster more rigorous, immersive, and engaging learning experiences.

**Key words:** computer-assisted instruction; Scene Graph; Knowledge Graph; Physics Problem Solving; Physical Process Analysis

论文引用格式:[DOI:10.11834/jig.260120]

## 0 引言

计算机技术的快速发展推动了计算机辅助教学(computer-assisted instruction, CAI)在教育领域的广泛应用,已成为现代教学的重要组成部分。早期的CAI多侧重于利用计算机的运算、动画和仿真能力辅助教师开展课堂演示,其核心形式仍以课件展示为主,学生在学习过程中处于被动接收状态,交互性与个性化支持不足。随着教育理念不断更新,CAI从强调信息呈现逐渐转向强调学生主体性,通过“人一机交互”促进自主探索,实现因材施教。在物理教育领域,这类系统尤为重要,因为物理学科充满抽象概念和复杂规律,学生在理解受力关系、建模过程和动力学原理时常面临困难,容易产生误解、降低参与度并影响学业表现(Bilgin等,2025;Rosali等,2020)。虽然现有CAI方法在增强实验感知和演示抽象概念方面取得了显著成效,但在帮助学生开展问题分析、推理和求解方面仍存在不足。部分非交互式系统并未表现出明显优于传统方法的效果,且教学成效依赖于应用方式与交互深度(Tenzin等,2022;Meletiadiou等,2025)。值得指出的是,一些成功的二维/三维物理引擎的出现使物理动态过程的模拟变得容易,但其作用仅限于动态过程的展示,并不能揭示物理问题的分析、推理求解过程。此外,现

有的物理引擎中,物体对象的大小、形状都作为状态参数参与模拟计算,与物理教学中常用的理想化物理模型假设(如,将物体简化为无大小形状的质点)不符。根据物理习题给定条件搭建的物理场景,通过物理引擎模拟计算得到的物理量的值显然也不能作为物理习题求解的答案。

本文从传统物理教学中常见的解题习惯出发,提出一种结合物理场景图(physical scene graph, PSG)与知识图谱推理的方法,实现物理场景的结构化建模、受力关系的自动推理以及动力学过程的动态模拟,从而将传统基于静态分析的解题过程转化为面向物理过程的自动推理与问题求解,更有助于学生深入理解动力学原理,提升复杂问题求解能力。

## 1 相关工作

计算机辅助物理教学长期以来被认为是增强学习体验的有效方法,特别是在课堂环境中(Billinghurst等,2012;Garzón,2021)受此启发,研究人员不断开发模拟应用程序(Ceberio等,2016),帮助学生探索复杂的物理概念并加深理解。例如各种在线物理模拟器比如PhET(physics education technology)(Alsalihi等,2024),oPhysics(Gunturu等,2024),促进对各种物理概念的理解,例如运动学、磁力、声音和电路。在人机交互领域(human-computer interaction, HCI)进一步开发了AR(augmented reality)和有

形模拟工具如(Bogusevschi等,2020)、RealitySketch(Suzuki等,2020)和ConductAR(Narumi等,2015),通过空间和具身交互增强协作性。

利用计算机仿真替代部分真实实验设备,能够取得概念学习的效果(Finkelstein等,2005)。PhET项目的设计与应用研究进一步指出,多表征联动、即时反馈和可操作探索是促进学生主动建构物理概念的重要机制(Perkins等,2006)。在更宏观的STEM(science, technology, engineering, and mathematics)教育背景下,增强现实技术在提升学习兴趣、空间理解和课堂参与度方面具有显著潜力(Ibáñez等,2018),在教育应用中仍面临设备依赖、技术稳定性和认知负荷控制等方面的挑战(Akçayır等,2017)。特别是,这些方法主要关注仿真过程的呈现,而缺乏对解题步骤和物理推理过程的分析,对帮助学生深入理解物理解题过程、培养科学思维作用有限。

与以仿真展示为核心的研究不同,智能辅导系统更强调对学生解题步骤的诊断、引导和反馈。Andes作为物理问题求解领域的代表性智能辅导系统,较早实现了对学生解题过程的过程性支持,并强调在求解过程中提供即时反馈与提示(Gertner等,2000)。后续研究表明,Andes能够围绕物理作图、方程输入和步骤顺序等内容为学生提供较完整的辅导框架,并在提高学习效果方面取得了较好的结果(VanLehn等,2005)。针对物理解题中公式输入和中间表达式判定困难的问题,研究者还专门讨论了如何对学生输入的方程进行自动诊断和反馈(Gertner,1998)。与此同时,教育知识图谱研究表明,利用概念、关系和规则构建结构化知识网络,有助于支撑知识表示、学习路径分析和智能教学应用(Qu等,2024)。本体驱动的学习监测研究进一步说明,结构化语义模型能够有效关联教学内容、学习行为与评价结果(Palombi等,2019)。不过,这一方向的研究更多聚焦于符号层面的知识组织或作答过程分析,尚未充分解决二维物理场景的动态变化如何与物理模型切换机制建立显式对应关系的问题。

此外,在计算机视觉与智能推理领域,研究者也开始关注场景的结构化表示与面向物理过程的关系推理。(Johnson等,2015)提出了基于场景图的结构化场景表示方式,为复杂场景的语义建模提供了统一框架。(Xu等,2017)进一步提出了基于图像生成场景图的方法,实现了对物体和他们之间关系的预

测。在物理认知研究中,基于模拟的场景理解方法指出,人类对物理世界的判断可以被视作一种近似的“直觉物理引擎”推理过程(Battaglia等,2013)。后续研究进一步尝试从静态图像中推断物体受力状态及其后续运动趋势,以增强模型对物理过程的理解能力(Mottaghi等,2016)。面向视频的研究则尝试直接从视觉观测中学习物体交互与动力学规律,从而实现对未来物理状态的预测(Watters等,2017)。基于关系学习的方法进一步表明,交互系统中的潜在作用关系可以通过图结构建模与学习获得,并用于复杂动力系统的推理与预测(Kipf等,2018)。面向视频因果推理的CLEVRER(compositional language and elementary visual reasoning for explanation and reconstruction)基准则推动了碰撞、事件、解释和反事实问题的系统研究(Yi等,2020)。这些研究为物理场景的结构化建模和动态关系推理在方法上提供了重要启示,但其主要目标多集中于感知、预测或基准评测,不能解决教学场景下,基于传统二维物理示意图的分阶段物理分析、推理和规范化解题过程的统一表达等关键问题。

在更细粒度的物理认知建模方面,Galileo将物理引擎与深度学习结合,基于图像和视频推断物体的质量、摩擦等隐含物理属性(Wu等,2015)。(Chen等,2021)进一步提出了能够从视频与语言中联合学习对象概念、事件关系与物理参数的模型,从而提升对预测和反事实问题的解答能力。基于可微物理模型的动态视觉推理方法进一步增强了模型对物理参数学习与场景演化解释的透明性(Ding等,2021)。围绕对象隐藏属性与事件组合关系的研究还表明,现有模型在从视频中识别质量、电荷等不可直接观测的物理属性方面仍存在明显挑战(Chen等,2022)。近年来,研究者尝试通过计算机模拟提升大型语言模型(large language model, LLM)在物理和教育场景下的推理能力。(Liu等,2022)提出的Mind's Eye利用MuJoCo(multi-joint dynamics with contact)物理模拟生成真实结果,注入提示辅助LLM推理,显著提升其对运动、碰撞、自由落体等物理问题的理解;(Wu等,2025)构建知识图谱认知原型并结合自精炼生成策略,实现对不同认知水平学生行为的真实模拟,解决LLM在教育场景中倾向生成“完美”解答的问题;(Xu等,2025)的Physense基准强调物理原则驱动的简洁推理,针对LLM系统性偏好冗长复

杂路径而忽略核心原则的问题,为训练可解释、效率高的科学推理模型提供指导。然而,这些方法主要依赖文本描述进行解题,不能建立物理场景的动态变化与所适用物理模型之间的对应关系,缺乏直观性。

本文基于二维物理示意图和二维物理引擎输出的场景动态信息创建物理场景图,并结合知识图谱推理,实现了面向物理习题的物理过程分析和问题求解。从而,简化了分析推理过程,且使物理场景与物理模型间可自动建立动态对应关系,生成包含匹配二维示意图的解题过程及计算结果,使物理分析、推理及解题过程直观、可解释。

## 2 方法

### 2.1 总体框架

本文所提出的基于PSG的交互式物理习题求解方法总体架构,如图1所示。整体采用分层设计,包括输入层、决策层和表现层,以实现物理过程的智能分析与可视化展示。

输入层主要负责对物理场景信息进行采集与整理。一方面,它接收用户输入的物体基本属性,如质

量、形状、初速度及约束条件等;另一方面,通过物理引擎自动生成的约束关系、接触信息与碰撞数据,将这些离散信息统一转换为可解析的结构化表示。输入层由此形成对物理场景的初步结构化描述,并为后续推理提供必要的语义与几何基础。

决策层以推理机为核心,由场景理解和场景推理两部分组成,并通过知识调用与知识库(物理知识图谱、物理模型库)协同工作。场景理解模块负责构建并完备化PSG,并通过PSG变化检测实现阶段划分;在检测到阶段切换时生成事实集合(Facts)。场景推理模块以Facts为输入,调用知识图谱规则通过Rete网络完成模型选择,并进一步调用模型库中的公式完成求解。

表现层则承担结果解释与视觉呈现功能。它将推理与计算得到的受力信息、运动状态及关键物理量以多种可视化形式展示,包括二维动态示意图、受力分析图、速度与加速度矢量图以及过程动画等。同时,表现层支持交互式操作,使教师能够按需强调某一物理过程或力的作用机制,学生也可通过逐步播放与信息高亮等方式理解复杂物理现象。通过可视化与交互设计,显著提升了教学的直观性与理解效率。

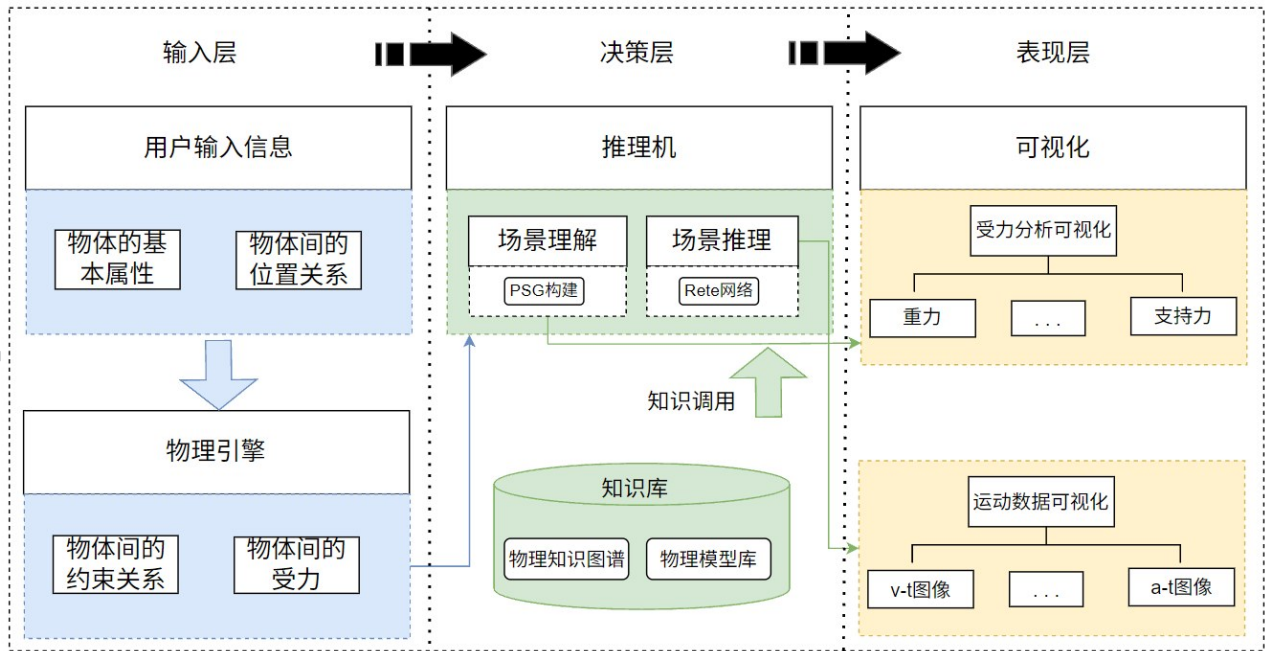


图1 总体架构  
Fig. 1 Overall Architecture

## 2.2 场景图

物理场景图(Physics Scene Graph, PSG)是一种对物理环境进行结构化表征的图模型,旨在刻画物理演化过程中物体的动态状态。该图结构由节点与边构成:节点主要分为物体节点与属性节点,物体节点代表场景中的实体,而属性节点则关联记录其质量、速度、冲量及受力等物理量;边则用于表征物体间的拓扑约束与从属关系。通过这种多层级的结构化映射,PSG建立了场景中物体及物理量之间的关联网络,为后续的计算推理与分析奠定形式化基础。PSG的构建依托物理引擎的仿真数据,用于获取物体的空间布局、接触关系及运动状态等结构化信息。需要强调的是,物理引擎仅用于场景建模与关系识别,而具体的解题计算则基于题目给定的物理量和理想化物理模型完成,从而保证求解结果的准确性。

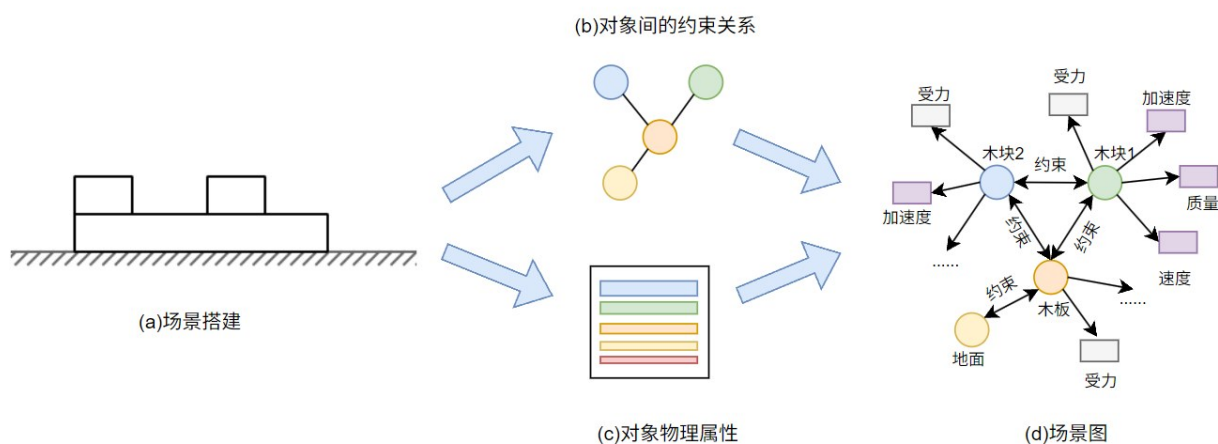
PSG的构建方法如图2所示,首先基于用户搭建的二维示意图在物理引擎驱动下生成物理过程的动态仿真(对象间的约束关系、对象物理属性),然后基于对仿真数据的分析生成指定时刻场景的结构化图表示(场景图)。

具体来说,用户根据题目描述搭建初始物理场景的二维示意图,如建立木板、滑块、地面等物体及其空间布局并定义每个物体的初始物理属性。设定基于物理引擎生成的指定时刻 $t$ 的仿真数据中,刚体

集合为 $B_i = b_i$ ,接触/约束集合为 $C_i = c_{ij}$ (下标 $i, j$ 分别为构成约束的两个对象)。首先,依据刚体唯一标识对 $B_i$ 中的每个刚体分别注册为场景图中的对象节点 $v_i$ ,为其生成对象节点 $v_i \in V_i$ ,并根据当前仿真,对刚体的质量、位置、速度和加速度等状态量进行更新(初始状态场景图中对象节点的属性值为用户输入的初始值),从而构建节点属性集合 $X_i$ 。随后,遍历接触/约束集合 $C_i$ ,对每个接触对 $c_{ij}$ ,从物理引擎返回的接触信息中读取接触法向、接触点、法向相对速度、切向相对速度、法向冲量及切向冲量等特征,构成接触特征 $z_{ij}$ 。在此基础上,结合两物体的相对空间位置 $\Delta p_{ij}$ ,本文通过定义关系判别函数

$$r_{ij} = \phi(z_{ij}, \Delta p_{ij}) \quad (1)$$

式中 $r_{ij}$ 表示场景中物体 $i$ 与物体 $j$ 之间的关系属性。对接触关系进行语义分类:若两物体存在稳定接触且接触法向与支撑方向一致,则判定为支持关系;若存在接触且切向相对速度显著非零,则判定为滑动摩擦关系;若切向相对速度近零但切向冲量非零,则判定为静摩擦关系;若接触在当前步新建立且伴随显著法向冲量,则判定为碰撞关系;若接触在当前步消失,则判定为分离关系。最后,将语义化后的关系标签写入边集合 $E_i$ ,并与对象节点及其属性共同构成当前时刻的物理场景图 $G_i = (V_i, E_i, X_i)$ 如图2d所示。



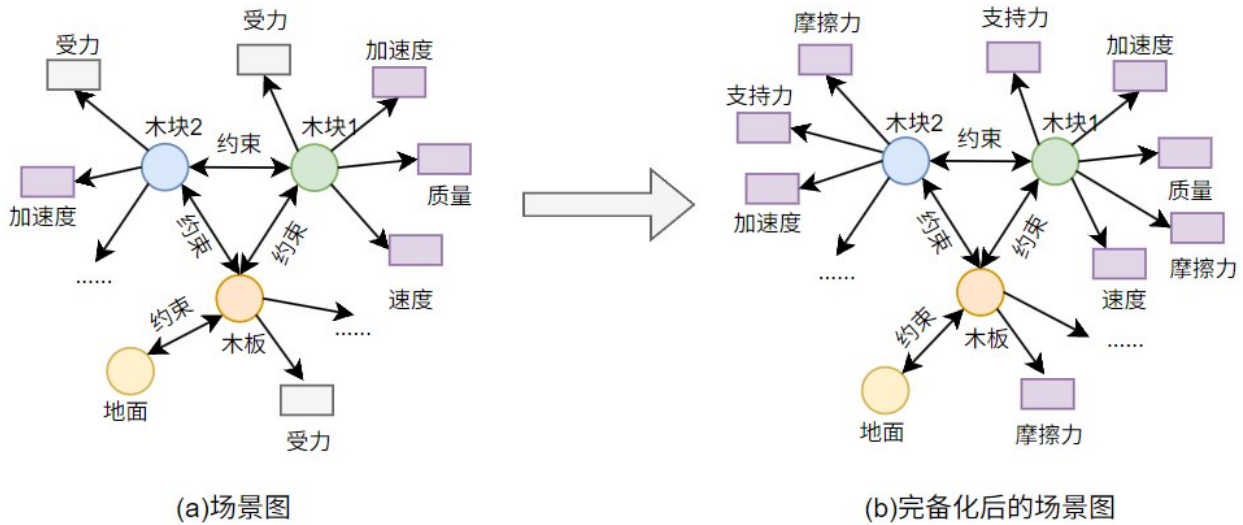
((a) scene construction; (b) constraint relationships between objects; (c) physical properties of objects; (d) scene graph)

图2 场景图的构建

Fig. 2 Construction of the Scene Graph

物理引擎输出的物体属性通常是不完备的,往往仅包含冲量或速度的瞬时更新,缺乏具体的受力状态及施力实体信息,无法满足在问题求解中对特定时刻场景中特定对象受力分析的需求。因此,我们对场景图进行完备化处理,增加受力属性节点,表征与之关联物体的动力学状态。如图3所示,依据

场景图中的接触关系和力学模型,由引擎输出的冲量、相对运动信息和质量参数逆向推导计算出对应的受力,如重力、法向力和摩擦力,并进一步求出这些力的方向和大小。经过这一处理,节点属性从单一的运动参数扩展为结构化、具备物理可解释性的受力集合,使场景图具备完整力学语义



((a) scene graph; (b) completed scene graph)

图3 节点完备化

Fig. 3 Node Completion

### 2.3 PSG变化检测机制与事实提取

物理过程虽然在连续时间域中演化,但其求解过程通常呈现出明显的阶段性特征。接触关系的建立或解除、相对滑动状态的变化以及碰撞事件的发生,均可能导致适用物理模型发生改变。因此,如何从连续仿真过程中自动识别阶段边界,并在阶段切换时触发新的模型选择,是实现动态模型切换的关键。基于此,本文提出一种基于物理场景图(PSG)帧间差分的变化检测机制,用于判定物理阶段是否发生转换。

#### 2.3.1 帧间图差分定义

设连续两帧的场景图分别为:  $G_t = (V_t, E_t, X_t)$ ,  $G_{t+1} = (V_{t+1}, E_{t+1}, X_{t+1})$ , 式中  $G_t$  表示时刻  $t$  的场景图,  $G_{t+1}$  表示下一时刻的场景图。本文定义图差分函数:

$$\Delta G_t = G_{t+1} - G_t \quad (2)$$

式中  $\Delta G_t$  表示两帧场景图之间的结构差异度量,若满足:  $\Delta G_t \neq \emptyset$  则判定场景结构发生变化,触发阶段切换。

#### 2.3.2 变化检测维度

图差分检测从拓扑结构变化与节点属性突变两个层面进行判定。在拓扑层面,若边集合发生变化,即  $E_{t+1} \neq E_t$  则认为物体之间的物理关系发生改变。例如,两物体由“接触”转为“分离”可通过检测接触边的删除判定;由“分离”转为“接触”可通过边的新增判定;相对滑动消失可通过相对速度趋于零判断约束类型由动摩擦转为静摩擦。在节点属性层面,则关注关键动力学量的符号变化或方向翻转,例如速度方向翻转可通过  $v_t \cdot v_{t+1} < 0$  判定,加速度方向改变可通过  $a_t \cdot a_{t+1} < 0$  判定,式中  $v$  表示速度矢量  $a$  表示加速度矢量,合外力由非零变为零则表征动力学状态发生质变。若存在任一物体满足上述关键属性突变条件,亦判定阶段发生转换。

综合上述条件,当满足  $E_{t+1} \neq E_t$  或存在节点关键动力学属性符号翻转时,即认为物理系统进入新的阶段,并更新阶段编号  $S_{k+1} = S_k + 1$ , 式中  $S_k$  与  $S_{k+1}$  表示第  $k$  阶段与下一阶段的阶段编号。同时重新执行模型选择函数  $M_{t+1} = R(F_{t+1})$ , 式中  $R(\cdot)$  表

示规则推理与模型选择函数;  $M_{i+1}$  表示新阶段所匹配的物理模型,  $F_{i+1}$  表示新一阶段的事实集合。若未检测到结构或动力学本质变化, 则保持当前阶段与物理模型不变。

该机制将连续时间域中的仿真演化过程自动离散化为若干物理阶段, 使每一阶段内部物理约束保持一致, 并与一次独立的 Rete 推理过程相对应, 从而实现模型选择的动态触发与稳定控制。相比人工划分阶段的方法, 本机制由场景拓扑与动力学状态变化自动驱动, 本质上实现了连续动力系统向离散阶段状态机的映射, 是本文动态模型切换框架的核心基础。阶段检测模块承担推理调度器的角色。仅当检测到阶段切换时才重新生成规则匹配所需的事实集合。

### 2.3.3 事实提取

在检测到阶段切换后, 需要将当前阶段的物理场景图转换为规则匹配所需的事实集合。由于 Rete 网络匹配的是离散逻辑谓词, 而 PSG 中包含连续数值与图结构信息, 因此本文设计了三类信息聚合器, 对 PSG 进行分维度语义抽象, 如图 4 所示。事实生成过程分为两个环节: 首先由信息聚合器从 PSG 中提取不同语义维度的结构化特征, 其次将聚合结果映射为逻辑事实集合。

具体而言, 运动学信息聚合器以物体节点及其运动属性为输入, 输出运动状态特征, 主要包括速度大小、加速度大小、方向信息和相对速度, 用于抽象物体“如何运动”; 动力学信息聚合器以完备化后的受力集合为输入, 输出受力结构特征, 主要包括合外力状态、摩擦力作用情况及主导受力类型, 用于抽象物体“为什么运动”; 场景信息聚合器以 PSG 中的边集合与拓扑结构为输入, 输出物体间关系特征及系统级约束特征, 主要包括接触、分离、相对滑动与整体约束状态, 用于抽象物体“如何相互作用”。

在完成信息聚合后,  $G_i$  中的数值属性与拓扑结构被映射为规则匹配所需的逻辑谓词集合。该过程可表示为从当前阶段场景表示到离散事实空间的语义映射:

$$Facts_i = \phi(G_i) \quad (3)$$

式中  $\phi(\cdot)$  表示从物理场景表示到逻辑谓词集合的转换算子,  $Facts_i$  为当前帧提取的事实集合。根据三类信息聚合器的输出, 事实生成从运动学、场景关

系与动力学三个维度展开。

首先, 运动学事实基于物体的速度大小、方向特征及加速度状态生成, 用于刻画物体当前的运动形式与变化趋势。这类事实描述“物体如何运动”, 为后续判断匀速、匀加速或其他运动模型提供基础条件, 形成运动学事实集合:

$$Facts_i^{kin} = \phi_{kin}(G_i) \quad (4)$$

其次, 场景关系事实依据拓扑结构与约束关系生成, 用于表达物体之间的接触、分离、相对滑动与碰撞等交互状态。这类事实刻画“物体如何相互作用”, 决定是否存在几何或力学约束, 形成关系事实集合:

$$Facts_i^{rel} = \phi_{rel}(G_i) \quad (5)$$

在此基础上, 动力学事实根据受力结构与合外力状态生成, 用于描述物体所处的动力学条件与平衡状态。然而, 动力学事实并非对受力集合的简单转述, 而是运动状态、受力结构与拓扑约束关系的综合表达。受力的物理意义依赖于当前运动状态与场景关系, 例如约束力是否有效取决于接触关系是否存在, 某些力学条件是否成立需要结合加速度或运动趋势进行判断。因此, 动力学事实的生成建立在运动学与关系语义基础之上, 形成动力学事实集合:

$$Facts_i^{dyn} = \phi_{dyn}(G_i) \quad (6)$$

最终, 三类事实融合构成当前阶段的完整事实集合:

$$Facts_i = Facts_i^{kin} \cup Facts_i^{rel} \cup Facts_i^{dyn} \quad (7)$$

该集合在阶段切换时被断言至 Rete 网络的工作内存, 用于后续规则匹配与模型选择。通过这种多维语义融合机制, 连续物理状态被结构化为逻辑谓词集合, 实现了从场景表示到规则推理的平滑过渡。

## 2.4 知识库的构建

知识库包含知识图谱和模型库两部分。其中, 知识图谱的构建, 本文采用大语言模型(LLM)对互联网公开的物理教材、教案及教学笔记进行知识抽取(如图 5 所示)。通过识别实体、关系与属性, 初步构建了覆盖高中物理核心概念的知识图谱。该知识图谱能够呈现物理知识的基本结构与层次关系, 例如力的分类体系、运动与力的因果关联以及不同能量形式间的转化机制。然而, 在此阶段, 图谱的推理深度仍较为有限, 难以支持多步演绎推理或完整的

问题求解流程。

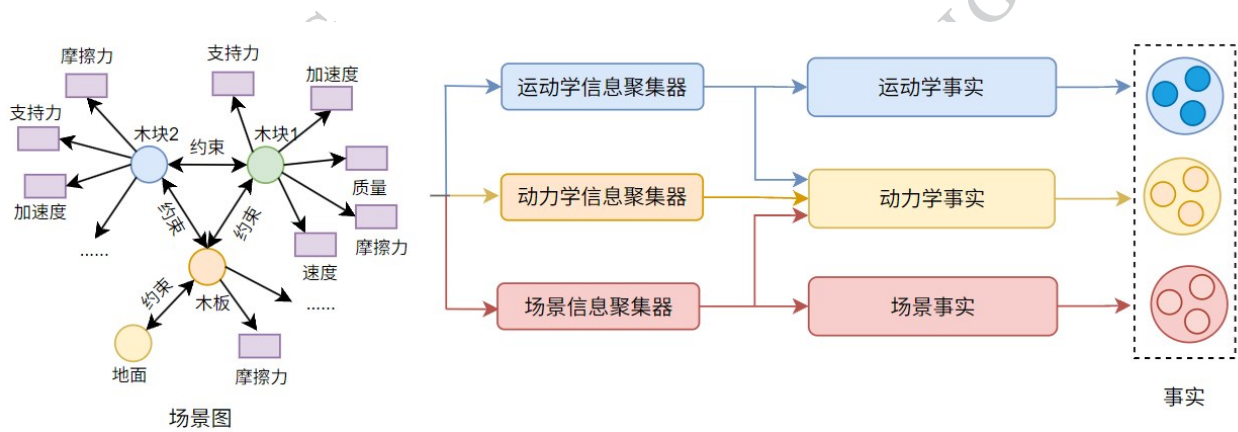


图4 事实提取

Fig. 4 Facts Extraction

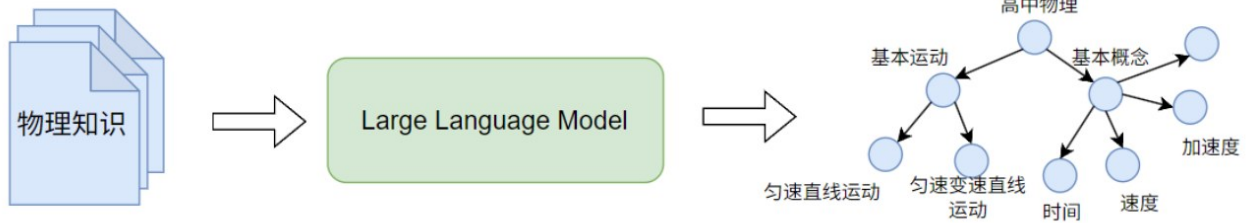


图5 知识抽取

Fig. 5 Knowledge Extraction

为增强图谱的推理能力,本文在上述知识图谱基础上进行了公式规则与条件规则的系统性扩展。公式规则扩展聚焦于物理解题的核心要素——物理公式,将其作为中心节点,其中所涉及各物理量作为关联节点接入,并借助 Dong 等人, (2024) 提出的上下文学习 (In-Context Learning) 方法 (如图 6 所示) 引导 LLM 自动识别物理量及其符号关系。例如,针对公式  $G = mg$ , 构建重力  $G$ 、质量  $m$  和重力加速度  $g$  的节点,并通过公式节点建立关联。多个公式通过共享物理量形成网络,使图谱能够执行多步公式推理。

在公式规则的基础上,本文引入了条件逻辑规则,旨在解决传统三元组结构在表征 AND、OR 等复合逻辑关系时的局限性。具体而言,本文提出一种加权边机制对前置条件间的逻辑耦合进行建模,通过边权重定量刻画不同前提对结论成立的贡献度。在此表征框架下,多个前置条件通过加权路径汇聚于同一结论节点:对于 AND 逻辑,各前提共同构成

结论触发的必要约束;对于 OR 逻辑,则实现条件的冗余支持或择一激活 (如图 7 所示)

物理模型库对高中物理的关键公式进行模块化程序实现,将其计算逻辑以代码形式封装,并明确物理量的输入输出结构。知识图谱与物理模型库承担不同的功能角色:知识图谱侧重于物理概念与解题逻辑的语义推理,负责在复杂的场景演化中判定物体应适配的物理模型,完成“模型选择”任务;而物理模型库则作为模型计算载体,在已知模型的约束下执行动力学解算,完成“模型计算”任务。当从知识图谱中选定合适的物理模型后,可自动将已知量代入相应模块,完成模型计算。通过这一机制,推理结果能够直接转化为可执行的计算流程,从而为问题的自动化求解提供关键的运算支撑。

### 2.5 基于改进的 Rete 网络的推理

本文以 Forgy 等人 (1982) 提出的 Rete 网络为推理框架,将知识图谱中的规则结构嵌入其计算流程,通过对场景中每个物体特征的分析,推理出各物体

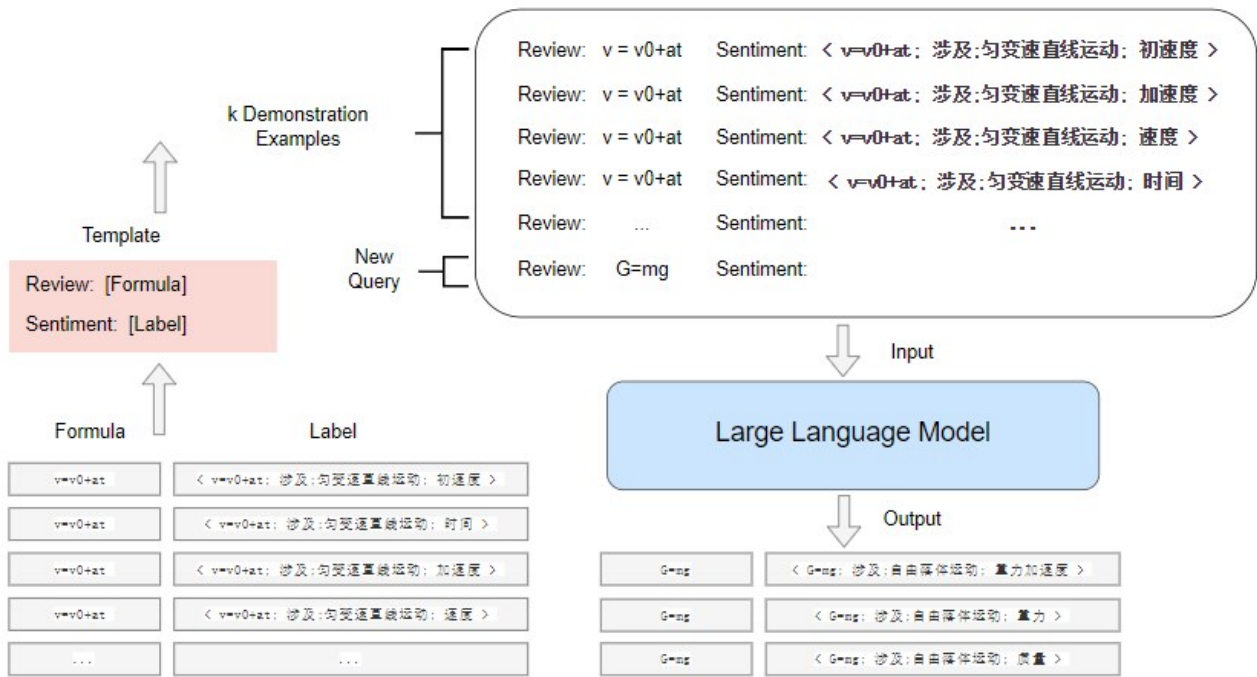
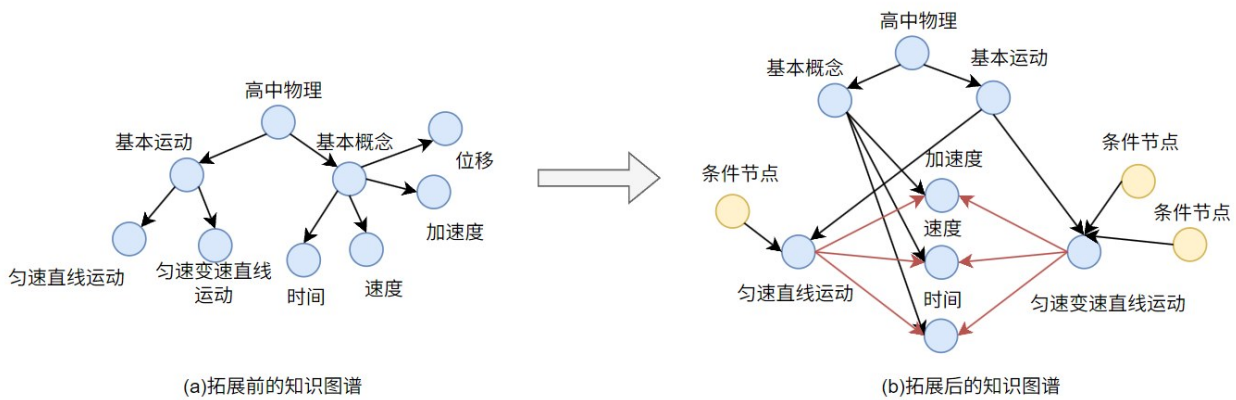


图6 In-context-learning方法  
Fig. 6 In-Context Learning Method



(a) knowledge graph before expansion; (b) knowledge graph after expansion

图7 知识图谱拓展  
Fig. 7 Knowledge Graph Expansion

的适用物理模型。该过程并非简单调用规则,而是通过“规则编译(Rule Compilation)”机制,将知识图谱中的条件—结论结构转换为可执行的Alpha - Beta - Terminal网络结构,从而构建模型选择引擎。

### 2.5.1 知识图谱嵌入Rete网络

在本文知识图谱中,每条物理规则被统一表示为:

$$r_i: \{c_{i1}, c_{i2}, \dots, c_{im}\} \Rightarrow M_i \quad (8)$$

式中  $c_{ik}$  为原子条件谓词;  $M_i$  为规则触发的物理模

型;条件之间通过加权逻辑关系组合;同一模型可由多条规则触发。例如:规则1(动量守恒模型)

$$\{NetForceZero, AccCons\} \Rightarrow UniformAcc$$

知识图谱中的规则结构本质上是“条件集合—模型节点”的映射关系。

为将规则嵌入Rete网络,本文采用结构化映射机制,将每条规则拆解为三层网络节点:Alpha层:单条件匹配节点Beta层:条件组合节点Terminal层:模型激活节点。

对于规则中的每个原子条件  $c_{ik}$ , 构造一个对应 Alpha 节点  $a_{ik}$ 。Alpha 节点负责在工作内存 (Facts) 中匹配对应事实, 其机制继承自 Forgy 等人提出的 Rete 规则网络。为便于形式化表示, 本文将条件匹配结果定义为:

$$a_{ik} = \begin{cases} 1, & c_{ik} \in Facts_i \\ 0, & otherwise \end{cases} \quad (9)$$

式中  $Facts_i$  为当前帧提取的事实集合;  $a_{ik}$  为条件匹配结果。每个 Alpha 节点独立运行, 不涉及条件间逻辑组合。当规则包含多个条件时, 需要构造 Beta 节点对 Alpha 匹配结果进行逻辑组合。

设规则  $r_i$  包含  $m$  个条件, 则构造一个 Beta 节点  $\beta_i$ , 其激活值定义为:

$$C_i = \sum_{k=1}^m w_{ik} a_{ik}, \quad \sum_{k=1}^m w_{ik} = 1 \quad (10)$$

式中  $w_{ik}$  为知识图谱中定义的条件权重;  $a_{ik}$  为 Alpha 层匹配结果;  $C_i$  为规则  $r_i$  的激活度。对于 AND 规则, 权重设为:

$$w_{ik} = \frac{1}{m} \quad (11)$$

使得所有条件满足时  $C_i = 1$ 。对于 OR 规则, 则赋予关键条件更高权重, 使得任一关键条件满足即可使  $C_i$  达到阈值。该加权机制是对传统布尔 Rete 网络的扩展, 使其能够表达条件重要性差异与软激活机制。

每条规则  $r_i$  对应一个 Terminal 节点  $T_i$ , 该节点代表模型候选激活路径。当规则激活值满足:  $C_i > 0$  则认为规则被触发, 对应模型  $M_i$  被激活。若多个规则指向同一模型  $M$  其置信度由该模型区域内节点的平均激活度确定, 本文定义模型置信度函数为:

$$Conf(M) = \frac{1}{|N_M|} \sum_{i \in N_M} C_i \quad (12)$$

式中  $M$  为已给定物理模型,  $N_M$  表示该模型区域的节点集合。选定其中置信度最高的 Terminal 节点模型 (即最优候选模型) 作为推理结果。

### 2.5.2 Rete 网络推理

Rete 网络用于生成推理路径。本文以图 2 场景中木板为例说明推理路径的生成过程。如图 8 所示为与图 2 场景中木板相关推理对应的 Rete 网络局部展示。当木板进入匀速直线运动状态时, 可将其当前状态表示为一组离散逻辑事实, 并断言至 Rete 网络的根节点 Facts (如图 8a 所示), 则其对应的事实可

表示为:  $fact_1$ : 速度非零;  $fact_2$ : 加速度为零;  $fact_3$ : 水平方向受力平衡;  $fact_4$ : 竖直方向受力平衡;  $fact_5$ : 木板与相邻物体存在接触;  $fact_6$ : 接触边相对速度为零;  $fact_7$ : 受到重力作用;  $fact_8$ : 受到支持力作用;  $fact_9$ : 质量已知。其中,  $fact_1$ 、 $fact_2$ 、 $fact_3$ 、 $fact_4$  是判定匀速直线运动的核心事实, 而  $fact_5$  至  $fact_9$  虽然同样进入 Facts 并参与网络匹配, 但主要用于场景语义补充或其他规则分支匹配, 故未在图中全部展开。

当这些事实进入 Alpha 网络 (如图 8b) 后, 各 Alpha 节点分别对单个条件进行独立匹配。具体而言, 表示“速度非零”的 Alpha 节点匹配到事实  $fact_1$  后输出 1; 表示“加速度为零”的 Alpha 节点匹配到事实  $fact_2$  后输出 1; 表示“水平方向合外力为零”的 Alpha 节点匹配到事实  $fact_3$  后输出 1; 表示“竖直方向平衡”的 Alpha 节点匹配到事实  $fact_4$  后同样输出 1。与此同时, 与“存在接触”“存在重力”“存在支持力”等条件对应的 Alpha 节点也会分别匹配到  $fact_5$  至  $fact_8$ , 并输出相应结果。由于 Alpha 层只负责单条件检测, 只是把 Facts 分解为一组可供后续组合的二值匹配结果。

随后, Beta 网络对多个 Alpha 节点的输出结果按照规则结构进行组合 (如图 8c 所示)。Beta 节点按照规则结构, 将属于同一规则分支的匹配结果逐步连接为联合匹配状态, 并将中间结果存入 Beta Memory。对于“匀速直线运动模型”这一规则分支, Beta 层接收由  $fact_1$  “速度非零”、 $fact_2$  “加速度为零”和  $fact_3$  “水平方向受力平衡”、 $fact_4$  “竖直方向受力平衡”所对应的 Alpha 输出: 当  $fact_1$  成立时, Beta Memory 中记录初始部分匹配; 当  $fact_2$  到达时, 与已有结果组合形成“速度非零且加速度为零”的中间匹配状态; 当  $fact_3$ 、 $fact_4$  继续满足时, 进一步形成“速度非零、加速度为零、水平方向受力平衡且竖直方向受力平衡”的完整联合匹配结果。在此基础上, 依据式 (9) 对各条件进行加权计算, 得到该规则分支的激活值; 当激活值达到预设阈值时, Beta 节点将该联合匹配结果传递至下游 Terminal 节点, 从而激活“匀速直线运动模型”。

Terminal 节点的激活标志着规则推理阶段的完成, 并进入模型执行阶段。然而, Terminal 的输出并非简单的模型标签, 而是触发知识图谱中与该模型关联的公式节点集合, 从而启动变量依赖解析与方

程求解过程。为保证规则层与计算层的统一,本文设计了“模型绑定—公式解析—求解回写”的执行机制。

在知识图谱中,每个物理模型节点  $M$  关联一个公式节点集合:

$$Eq(M) = \{f_1, f_2, \dots, f_k\} \quad (13)$$

式中,  $f_k$  表示物理公式,  $k$  表示模型对应公式的数量,  $Eq(M)$  表示模型  $M$  对应公式的集合。因此,当 Terminal 被激活后,执行:

$$FormulaSet_t = Eq(M_t) \quad (14)$$

式中,  $FormulaSet_t$  表示时刻  $t$  下可调用的公式集合,即获取当前模型对应的全部公式节点。每个公式节点  $f_j$  在图谱中记录其变量依赖结构:

$$f_j: y = g(x_1, x_2, \dots, x_m) \quad (15)$$

式中,  $y$  为公式节点的输出,  $x$  为公式的输入变量,  $m$  为输入变量的数量,  $g(\cdot)$  为映射函数。本文定义输入变量集合为

$$In(f_j) = \{x_1, x_2, \dots, x_m\} \quad (16)$$

输出变量集合为

$$Out(f_j) = \{y\} \quad (17)$$

当前阶段已知物理量集合定义为  $K_t$ , 未知物理量集合定义为  $U_t$ , 当满足

$$In(f_j) \subseteq K_t \text{ 且 } Out(f_j) \cap U_t \neq \emptyset \quad (18)$$

则认为公式  $f_j$  可被激活。该过程本质上是一次“公式级匹配”, 与 Rete 中的条件匹配形成对应关系。当某公式  $f_j$  被激活后, 执行求解函数:

$$Result_j = Solve(f_j, K_t) \quad (19)$$

式中,  $Result_j$  表示第  $j$  次公式求解得到的结果,  $Solve(\cdot)$  表示公式执行与未知量求解函数。求解策略根据公式结构确定。求解结果加入已知集合:

$$K_{t+1} = K_t \cup Out(f_j) \quad (20)$$

由于不同公式节点通过共享物理量连接, 当新变量加入  $K_{t+1}$  后, 可能满足其他公式的输入依赖条件, 从而触发新的公式调用。因此, 公式执行采用迭代机制:

$$\text{while } \exists f_j \text{ 满足 } In(f_j) \subseteq K_t: \text{ 执行 } Solve(f_j) \quad (21)$$

该过程构成多步公式级联推理链, 直到目标物理量被求解或无新的公式可被触发。每次模型求解得到的物理量都会写入物体类的语义属性变量, 后续事实生成、规则匹配与模型计算均从这些语义变量读取数据, 而不使用物理引擎输出的瞬时数值。

因此, 题目结果由规则推理与公式求解链路产生, 物理引擎仅用于过程展示与关系识别。

### 3 实验结果

本文在笔记本电脑环境下运行, 硬件配置为 Intel(R) Core(TM) i7-10510U 处理器、NVIDIA RTX 3060 显卡及 32GB 内存。系统采用 C++ 语言开发, 界面基于 Qt 实现, 物理过程模拟由 Box2D 物理引擎完成。

#### 3.1 案例一

##### 3.1.1 习题

如图 9 所示, 木板 A 是放在光滑的水平面上的一块木板, 木板的质量是 6kg, 在木板上有两个滑块, 两个滑块 A 和 B 的质量分别为  $m_a = 2kg$  和  $m_b = 2kg$ , 放在静止于水平地面上的木板上, 小木块 A 与木板间的动摩擦因数为  $0.1\mu$ , 小木块 B 与木板间的动摩擦因数为  $0.14\mu$ , 最初木板静止, A 滑块以 2m/s 的速度, B 以 4m/s 的速度在木板上滑动, 木板足够长, A、B 始终未滑离木板, 求

(1) 滑块 A 和滑块 B 各自在何时与木板达到相同速度;

(2) 木板 A 最终的速度。

##### 3.1.2 问题求解过程展示以及分析

阶段一: 双滑块相对运动分析。如图 10 所示, 初始时刻滑块 A、B 的初速度均大于木板 A。依据物理引擎输出构建物理场景图, 识别出“滑块 A-木板 A”与“滑块 B-木板 A”间存在相对滑动。这些拓扑关系连同速度、质量、摩擦力等运动特征被断言至 Rete 网络。知识图谱中的“相对滑动驱动动摩擦”与“恒力作用下的匀变速直线运动”规则被匹配, Beta 节点激活“滑块匀减速、木板匀加速”模型, 驱动系统执行初段动力学计算

阶段二: 局部约束状态切换。如图 11 所示, 当监测到某一时刻满足时, 场景图的木板 A 边不再具备“相对滑动”的事实。Rete 网络据此接收到新的特征: “相对速度为 0”“切向约束消失”“存在法向接触”。在知识图谱中, 这些特征共同激活了“满足静摩擦条件→无相对运动→整体约束运动”的规则。Beta 节点累积分值达到阈值后触发“滑块 A 与木板共同运动”这一物理模型区域。此时, 滑块 A 由匀减

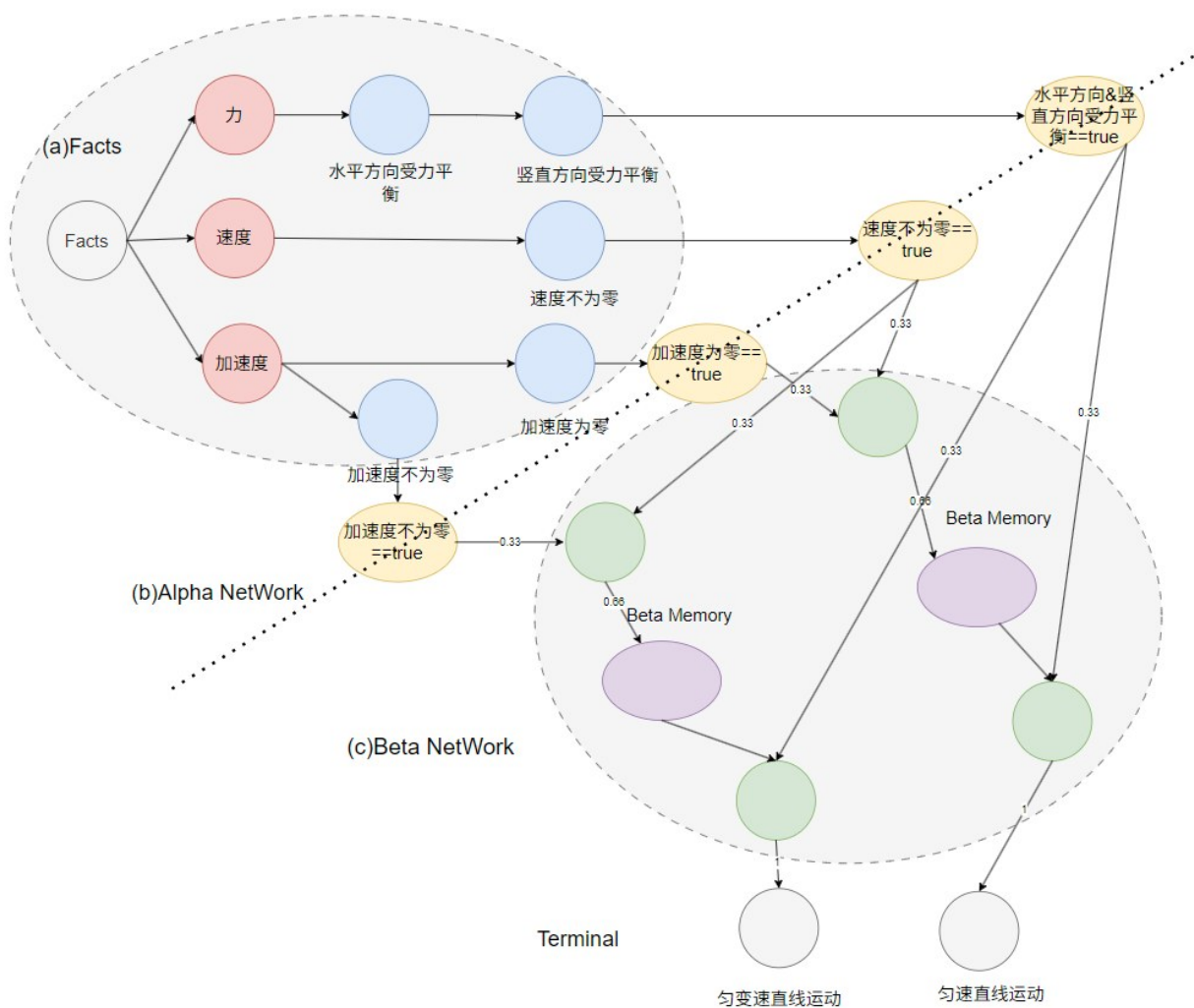


图8 Rete局部网络  
Fig. 8 Rete Local Network

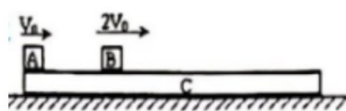


图9 习题一  
Fig. 9 Exercise 1

速运动切换为随木板整体加速,而滑块B因仍满足相对滑动条件,继续执行匀减速模型。

阶段三:整体定态演化。如图12所示检测到滑块B的速度也与木板速度相等。此时场景图三条接触边全部呈现“相对速度为零”的事实。知识图谱中关于“所有接触均无相对滑动→整体系统等效为单一物体→无外力→匀速运动”的规则得到完全满足, Rete的终端节点因此激活“整体匀速模型”区域。据此将木块A、B以及木板A合并视为一个整体

物理对象,不再进行单独的受力求解,并得出最终的共同速度。

本文运动数据可视化模块将所求得场景中物理对象的属性值随时间变化的曲线展示出来,以便学生能够更好地观察理解物理过程。如图13所示,速度-时间曲线展示三者速度趋于统一的过程:滑块A首先与木板达到共速(1m/s),随后滑块B也达到共速,系统最终在(1.8m/s)处进入稳定匀速状态。

### 3.2 结果分析

本文从定性和定量两个角度对实验进行分析。

从定性的角度分析,案例一表明,本文方法能够基于物理引擎的仿真结果自动构建物理场景图(PSG),并识别物理过程中运动、受力等状态的变化导致的适用物理模型变化(阶段切换),并结合知识图谱与改进的Rete网络自动选择相应的物理模型,

木块A: 做匀减速直线运动 (受到 滑动摩擦力(阻力) 的作用)。  
 木块B: 做匀减速直线运动 (受到 滑动摩擦力(阻力) 的作用)。  
 木板A: 做匀加速直线运动 (受到 滑动摩擦力(动力) 的作用)。

## 【涉及原理】

牛顿第二定律:  $F_{\text{合}} = ma$ ;  $v = v_0 + at$ ;  $f = \mu N$

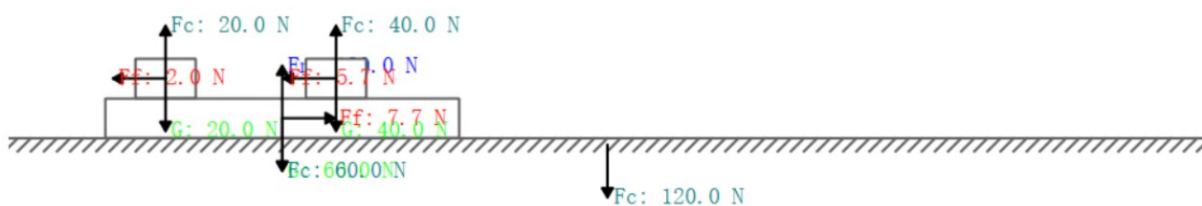


图 10 阶段一中滑块 A、滑块 B 及木板 A 的运动状态与受力分析图。图中箭头表示力的方向,符号及数字分别表示对应力的名称和大小。

Fig. 10 Motion states and force analysis of slider A, slider B, and board A in stage one. The arrows indicate the force directions, and the symbols and numbers denote the corresponding force names and magnitudes.

## 【达到共速 (相对静止) (木块A 与 木板A)】

木块A: 做匀加速直线运动 (受到 静摩擦力(动力) 的作用)。  
 木块B: 做匀减速直线运动 (受到 滑动摩擦力(阻力) 的作用)。  
 木板A: 做匀加速直线运动 (受到 滑动摩擦力(动力) 的作用)。

## 【涉及原理】

牛顿第二定律:  $F_{\text{合}} = ma$ ;  $v = v_0 + at$ ;  $f = \mu N$

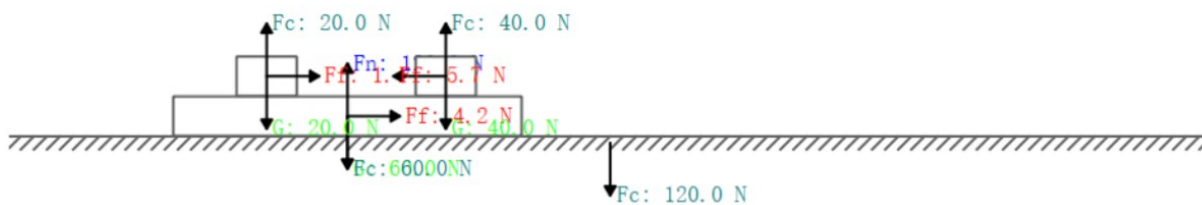


图 11 阶段二(滑块 A 与木板 A 达到共速)中滑块 A、滑块 B 及木板 A 的运动状态与受力分析图。图中箭头表示力的方向,符号及数字分别表示力的名称和大小。

Fig. 11 Motion states and force analysis of slider A, slider B, and board A in stage two, where slider A and board A reach the same velocity. The arrows indicate the force directions, and the symbols and numbers denote the names and magnitudes of the forces.

完成受力分析、公式调用和结果求解。与此同时,系统还能以二维示意图和速度—时间、加速度—时间曲线的形式对推理结果进行可视化表达,使得物理过程中的阶段划分、模型切换和关键物理量变化具有较好的直观性与可解释性。

在定量分析方面,本文从高中物理教材及典型习题资料中选取了10道动力学学习题作为测试集,题型覆盖匀变速运动、摩擦、多物体相对运动、碰撞及整体法分析等常见场景。对于每道题,构建三类人工标注:最终答案、阶段边界以及各阶段对应的物理

## 【达到共速 (相对静止) (木块B 与 木板A)】

木块A: 做匀速直线运动 (合外力为零)。

木块B: 做匀速直线运动 (合外力为零)。

木板A: 做匀速直线运动 (合外力为零)。

## 【涉及原理】

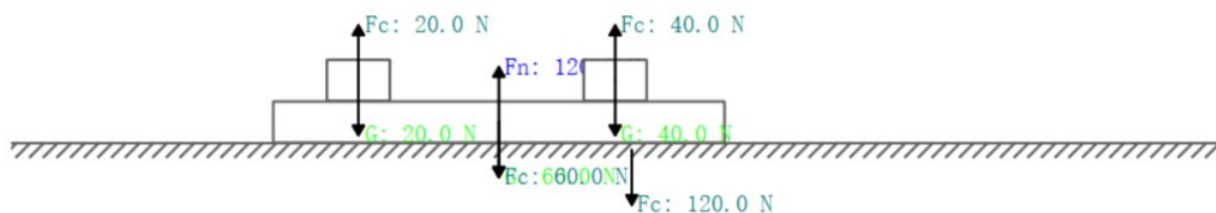
牛顿第一定律 (平衡状态):  $\Sigma F = 0$ 

图 12 阶段三(滑块 B 与木板 A 达到共速)的运动状态与受力分析图。图中箭头表示力的方向,符号及数字表示力的名称和大小。

Fig. 12 Motion states and force analysis of slider B and board A in stage three, where slider B and board A reach the same velocity. The arrows indicate the directions of the forces, and the symbols and numbers denote the names and magnitudes of the forces.

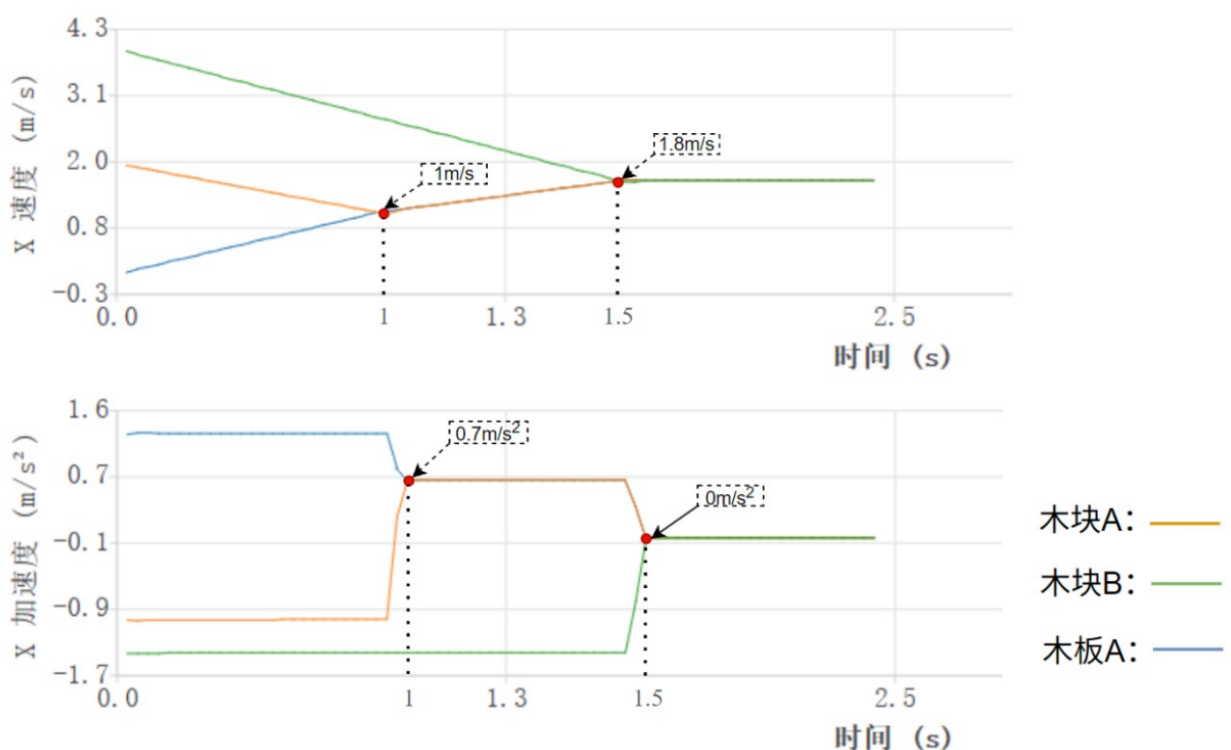


图 13 滑块 A、滑块 B 及木板 A 在问题求解过程中的速度—时间曲线和加速度—时间曲线。图中虚线表示阶段切换时刻,标注数字表示关键时刻对应的速度或加速度值

Fig. 13 Velocity - time curves and acceleration - time curves of slider A, slider B, and board A during the problem-solving process. The dashed lines indicate the phase-transition instants, and the annotated values denote the velocities or accelerations at key moments.

模型。其中,最终答案由教材标准解或人工推导结果给出;阶段边界与物理模型由具有物理教学背景的研究人员联合标注,用作系统输出的对照基准。评价指标主要包括四个方面:(1)采用求解正确率衡量系统最终答案与标准答案的一致程度;(2)采用阶段划分一致率评价PSG变化检测机制对物理阶段边界的识别能力;(3)采用模型选择正确率评价知识图谱与Rete网络对物理模型的匹配准确性;(4)采用平均推理时间评价系统的运行效率。其中,阶段划分一致率和模型选择正确率均以全部测试题中的阶段总数为统计单位进行计算。实验结果表明,本文方法在这10道测试题上的求解正确率为90.0%,阶段划分一致率为89.3%,模型选择正确率为92.9%,平均推理时间为147ms。误差案例分析表明,阶段划分过程中物理场景图在部分情况下无法准确检测场景变化,是导致性能偏差的主要原因。尽管存在上述问题,实验结果仍表明,所提出的方法能够给出与标准解一致的结果,并能够较稳定地识别阶段边界,完成相应物理模型的动态切换。

实验结果表明,本文方法在推理过程表达直观性与可解释性方面具有优势,并且在求解正确性、阶段识别能力、模型匹配能力和推理效率方面具有较好的性能。

## 4 结论

本文针对计算机辅助物理教学中动力学过程的分析与求解问题,提出了一种融合物理场景图与知识图谱推理的方法。与已有工作相比,本文工作的创新之处在于:(1)提出了基于物理场景图的场景建模方法,实现了结合物理状态与空间约束,具备完整力学语义的结构化建模。(2)基于大语言模型及上下文学习方法抽取物理知识,构建了包含物理量、物理模型以及合理逻辑规则的知识图谱,可为复杂场景下的解题推理与计算提供支撑。(3)提出了基于改进的Rete网络推理框架,进行模型决策与计算的方法,将解题过程转化为可追踪、可解释的动态建模过程。

本文基于以上工作所开发的交互式物理教学系统的实验案例与用户测评结果表明,该方法在自动化解题准确性及物理过程可视化表达方面具有明显优势。

未来工作主要包括:(1)扩展知识图谱的本体范畴,将所针对物理学范围从力学领域推广至电磁学等分支,以支持更广泛的综合性问题建模;(2)增强物理场景图对复杂组合约束场景的表征能力,提升多物体耦合情况下的拓扑关系分析能力。(3)构建标准化习题库与算法评价指标,从求解准确率、阶段划分一致性、规则匹配正确率及推理效率等方面,对算法进行更系统的验证。

## 参考文献(References)

- Özkan Y, Bilgin E A and Ugras G. 2025. Computer-assisted instruction with virtual reality: Exploring its impact on science learning and gender differences. *Journal of Pedagogical Research*, 9(1): 220-234 [DOI:10.33902/JPR.202529271]
- Rosali L J D. 2020. Effect of computer-assisted instruction (CAI) on the academic achievement in secondary physics. *Open Access Library Journal*, 7(5): 1 [DOI:10.4236/oalib.1106319]
- Tenzin S, Tendar P and Zangmo N. 2022. Enhancing students' understanding of abstract concepts in physics by integrating ICT in teaching-learning process. *Asian Journal of Education and Social Studies*, 26: 68-80 [DOI:10.9734/ajess/2022/v26i230624]
- Meletiadiou E. 2025. *Generative AI approaches to sustainable development in higher education*. Hershey, PA: IGI Global [DOI:10.4018/979-8-3693-5623-4]
- Billinghurst M and Duenser A. 2012. Augmented reality in the classroom. *Computer*, 45(7): 56-63 [DOI:10.1109/MC.2012.111]
- Garzón J. 2021. An overview of twenty-five years of augmented reality in education. *Multimodal Technologies and Interaction*, 5(7): 37 [DOI:10.3390/mti5070037]
- Ceberio M, Almodí J M and Franco Á. 2016. Design and application of interactive simulations in problem-solving in university-level physics education. *Journal of Science Education and Technology*, 25(4): 590-609 [DOI:10.1007/s10956-016-9615-7]
- Gunturu A, Wen Y, Zhang N, Thundathil J, Kazi R H and Suzuki R. 2024. Augmented physics: Creating interactive and embedded physics simulations from static textbook diagrams//*Proceedings of the 37th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*. New York, NY, USA: ACM: 1-12 [DOI:10.1145/3654777.3676392]
- Bogusevschi D, Muntean C and Muntean G M. 2020. Teaching and learning physics using 3D virtual learning environment: A case study of combined virtual reality and virtual laboratory in secondary school. *Journal of Computers in Mathematics and Science Teaching*, 39(1): 5-18 [DOI:10.70725/297454nsjryb]
- Suzuki R, Kazi R H, Wei L Y, DiVerdi S, Li W and Leithinger D. 2020. RealitySketch: Embedding responsive graphics and visual-

- izations in AR through dynamic sketching//Proceedings of the 33rd Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery: 166-181 [DOI:10.1145/3379337.3415892]
- Narumi K, Hodges S and Kawahara Y. 2015. ConductAR: An augmented reality based tool for iterative design of conductive ink circuits//Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing. Osaka, Japan: Association for Computing Machinery: 791-800 [DOI: 10.1145/2750858.2804267]
- Alsali N R, Ismail A A K H, Alqawami A, Abdelkader A F I, Alqatawneh S and Salem O. 2024. The effect of using PhET interactive simulations on academic achievement of physics students in higher education institutions. *Educational Sciences: Theory & Practice*, 24(1): 65-75 [DOI:10.12738/jestp.2024.1.006]
- Liu R, Wei J, Gu S S, Wu T Y, Vosoughi S, Cui C, Zhou D and Dai A M. 2022. Mind's eye: Grounded language model reasoning through simulation[EB/OL]. [2022-10-11].  
<https://arxiv.org/abs/2210.05359>
- Wu T, Chen J, Lin W, et al. 2025. Embracing imperfection: Simulating students with diverse cognitive levels using LLM-based agents//Proceedings of the 63rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers). Vienna, Austria: Association for Computational Linguistics: 9887-9908 [DOI: 10.18653/v1/2025.acl-long.488]
- Xu Y, Liu Y, Gao Z, Peng C and Luo D. 2025. PhySense: Principle-based physics reasoning benchmarking for large language models [EB/OL]. [2025-05-30].  
<https://arxiv.org/abs/2505.24823>
- Dong Q, Li L, Dai D, Zheng C, Ma J, Li R, Xia H, Xu J, Wu Z, Chang B, Sun X, Li L and Sui Z. 2024. A survey on in-context learning//Proceedings of the 2024 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing. Miami, Florida, USA: Association for Computational Linguistics: 1107-1128 [DOI:10.18653/v1/2024.emnlp-main.64]
- Forgy C L. 1982. Rete: A fast algorithm for the many pattern/many object pattern match problem. *Artificial Intelligence*, 19(1): 17-37 [DOI: 10.1016/0004-3702(82)90020-0]
- Gertner A S and VanLehn K. 2000. Andes: A coached problem solving environment for physics//Intelligent Tutoring Systems. Berlin, Heidelberg: Springer: 133-142 [DOI:10.1007/3-540-45108-0\_17]
- VanLehn K, Lynch C, Schulze K, Shapiro J A, Shelby R, Taylor L, Treacy D, Weinstein A and Wintersgill M. 2005. The Andes Physics Tutoring System: Lessons learned. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 15(3): 147-204 [DOI: 10.3233/IRG-2005-15(3)02]
- Gertner A S. 1998. Providing feedback to equation entries in an intelligent tutoring system for physics//Intelligent Tutoring Systems. Berlin, Heidelberg: Springer: 254-263 [DOI: 10.1007/3-540-68716-5\_31]
- Qu K, Li K C, Wong B T M, Wu M M F and Liu M. 2024. A survey of knowledge graph approaches and applications in education. *Electronics*, 13(13): 2537 [DOI:10.3390/electronics13132537]
- Palombi O, Jouanot F, Nziengam N, Omidvar-Tehrani B, Rousset M C and Sanchez A. 2019. OntoSIDES: Ontology-based student progress monitoring on the national evaluation system of French Medical Schools. *Artificial Intelligence in Medicine*, 96: 59-67 [DOI: 10.1016/j.artmed.2019.03.006]
- Johnson J, Krishna R, Stark M, Li L J, Shamma D A, Bernstein M S and Fei-Fei L. 2015. Image retrieval using scene graphs//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Boston, MA, USA: IEEE: 3668-3678 [DOI: 10.1109/CVPR.2015.7298990]
- Xu D, Zhu Y, Choy C B and Fei-Fei L. 2017. Scene graph generation by iterative message passing//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Honolulu, HI, USA: IEEE: 5410-5419 [DOI:10.1109/CVPR.2017.330]
- Battaglia P W, Hamrick J B and Tenenbaum J B. 2013. Simulation as an engine of physical scene understanding. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 110(45): 18327-18332 [DOI:10.1073/pnas.1306572110]
- Mottaghi R, Bagherinezhad H, Rastegari M and Farhadi A. 2016. Newtonian scene understanding: Unfolding the dynamics of objects in static images//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Las Vegas, NV, USA: IEEE: 3521-3529 [DOI:10.1109/CVPR.2016.383]
- Watters N, Zoran D, Weber T, Battaglia P W, Pascanu R and Tacchetti A. 2017. Visual interaction networks: Learning a physics simulator from video[EB/OL]. [2017-06-05].  
<https://arxiv.org/abs/1706.01433>
- Kipf T, Fetaya E, Wang K C, Welling M and Zemel R. 2018. Neural relational inference for interacting systems [EB/OL]. [2018-02-13].  
<https://arxiv.org/abs/1802.04687>
- Yi K, Gan C, Li Y, Kohli P, Wu J, Torralba A and Tenenbaum J B. 2020. CLEVRER: Collision events for video representation and reasoning[EB/OL]. [2019-10-03].  
<https://arxiv.org/abs/1910.01442>
- Finkelstein N D, Adams W K, Keller C J, Kohl P B, Perkins K K, Podolefsky N S, Reid S and LeMaster R. 2005. When learning about the real world is better done virtually: A study of substituting computer simulations for laboratory equipment. *Physical Review Special Topics - Physics Education Research*, 1(1): 010103 [DOI:10.1103/PhysRevSTPER.1.010103]
- Perkins K K, Adams W K, Dubson M, Finkelstein N D, Reid S, Wieman C E and LeMaster R. 2006. PhET: Interactive simulations for teaching and learning physics. *The Physics Teacher*, 44(1): 18-23 [DOI:10.1119/1.2150754]

- Ibáñez M B and Delgado-Kloos C. 2018. Augmented reality for STEM learning: A systematic review. *Computers & Education*, 123: 109-123 [DOI:10.1016/j.compedu.2018.05.002]
- Akçayır M and Akçayır G. 2017. Advantages and challenges associated with augmented reality for education: A systematic review of the literature. *Educational Research Review*, 20: 1-11 [DOI:10.1016/j.edurev.2016.11.002]
- Gertner A S, Conati C and VanLehn K. 1998. Procedural help in Andes: Generating hints using a Bayesian network student model// *Proceedings of the Fifteenth National Conference on Artificial Intelligence/Innovative Applications of Artificial Intelligence*. Menlo Park, CA, USA: AAAI Press: 106-111 [DOI: 10.5555/295240.295267]
- Shapiro J A. 2005. An algebra subsystem for diagnosing students' input in a physics tutoring system. *International Journal of Artificial Intelligence in Education*, 15(3): 205-228 [DOI:10.3233/IRG-2005-15(3)03]
- Abu-Salih B and Alotaibi S. 2024. A systematic literature review of knowledge graph construction and application in education. *Heliyon*, 10(3): e25383 [DOI:10.1016/j.heliyon.2024.e25383]
- Yago H, Clemente J, Rodríguez D and Fernandez-de-Cordoba P. 2018. ON-SMMILE: Ontology network-based student model for multiple learning environments. *Data & Knowledge Engineering*, 115: 48-67 [DOI:10.1016/j.datak.2018.02.002]
- Wu J, Yildirim I, Lim J J, Freeman W T and Tenenbaum J B. 2015. Galileo: Perceiving physical object properties by integrating a physics engine with deep learning// *Advances in Neural Information Processing Systems* 28. Red Hook, NY, USA: Curran Associates, Inc.: 127-135 [DOI: 10.5555/2969239.2969248]
- Chen Z, Mao J, Wu J, Wong K Y K, Tenenbaum J B and Gan C. 2021. Grounding physical concepts of objects and events through dynamic visual reasoning[EB/OL]. [2021-03-30]. <https://arxiv.org/abs/2103.16564>
- Ding M, Chen Z, Du T, Luo P, Tenenbaum J B and Gan C. 2021. Dynamic visual reasoning by learning differentiable physics models from video and language[EB/OL]. [2021-10-28]. <https://arxiv.org/abs/2110.15358>
- Chen Z, Yi K, Li Y, Ding M, Torralba A, Tenenbaum J B and Gan C. 2022. ComPhy: Compositional physical reasoning of objects and events from videos[EB/OL]. [2022-05-02]. <https://arxiv.org/abs/2205.01089>
- Jingwen Duan, Weidong Min, Ziyuan Yang, Yu Zhang, Xinhao Chen, Shengbao Yang. Global semantic information extraction based scene graph generation algorithm[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2022, 27(7): 2214-2225. DOI: 10.11834/jig.210032.
- 焦李成, 高新波, 韩军伟, 李云松, 白翔, 杨淑媛等. 2023.《中国图象图形学报》复杂场景图像目标智能检测专栏简介. *中国图象图形学报*, 28(09):2561-2562 DOI: 10.11834/jig.2300009.
- Xiao Gang, Fang Jingwen, Zhang Hao, Liu Ying, Zhou Xiaofeng, Xu Jun. 2025. Celadon cross-modal knowledge graph construction via a visual-language model. *Journal of Image and Graphics*, 30(5): 1318-1333 DOI: 10.11834/jig.240234.

### 作者简介

张鹏,男,硕士研究生,主要研究方向为虚拟现实/虚拟仿真,计算机图形学。E-mail:z15031262665@163.com

曹卫群,通信作者,女,教授,主要研究方向虚拟现实/虚拟仿真,计算机图形学。