

# 基于动态异构图的车险智能定损方法研究

赵瑞阳<sup>1</sup> 刘聪慧<sup>1</sup>

ZHAO Ruiyang LIU Conghui

## 摘要

随着深度学习技术的不断发展,依托计算机视觉的车险智能定损系统已在保险行业得到广泛应用,显著提升了理赔效率和损伤识别准确率。然而,现有纯视觉模型缺乏物理常识,难以识别“旧伤顶新伤”“扩大损失”等风险,已成为制约智能定损系统可信度与反欺诈能力的关键瓶颈。针对上述问题,文章提出一种基于动态异构图的车辆损伤一致性校验与定损方法。该方法采用 EfficientNet-B4 提取部件视觉特征,融合 BERT 语义嵌入,构建包含 25 个节点(内部骨架与外观蒙皮)的异构图,对部件间的刚性连接、柔性连接与接触连接规律进行建模;设计跨尺度注意力模块(CSAM),实现视觉层与物理结构层的特征双向交互,有效模拟真实碰撞中能量的动态时空传导规律与衰减过程。基于某保险公司 2024—2025 年真实脱敏理赔数据集(15 600 个案件,64 207 张多视角图像)开展的多任务学习实验表明,引入物理传导推演后,损伤检测  $F_1$  值达 94.85%,类型识别准确率达 88.73%,单样本推理耗时仅 0.235 s,具备显著的工业应用价值。

## 关键词

损伤欺诈检测;动态异构图;反欺诈;一致性校验;多任务学习;图神经网络

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2026.05.035

## 0 引言

车险业务是财产保险公司的核心业务,理赔成本的有效管控直接影响保险公司的盈利能力。2023 年,我国机动车保有量突破 4.3 亿辆,车险理赔案件年均增长超过 15%<sup>[1]</sup>。在理赔风险管理中,“旧伤新赔”(扩损欺诈)是一种隐蔽性极强的欺诈手段,欺诈者利用一次真实发生的轻微事故,要求保险公司连带赔偿与本次事故无因果关系的历史遗留损伤。

目前市场上的智能定损产品大多以图像识别为核心,借助车勘 APP 上传照片即可快速出定损结论,有效减少了人工到场的等待时间,也降低了查勘人员水平参差不齐带来的赔付差异。部分系统已能自动识别损伤零部件,通过近景与远景图像的联合计算给出损伤面积占比估算。这些能力对单纯外观划伤等简单案件已基本够用。但在欺诈识别场景下,现有视觉方案暴露出一个很难靠改进图像算法来弥补的短板——模型只能回答“哪里坏了”,无法判断“这里的损伤合不合理”。以实际案例为例:某车辆右前角低速碰撞,查勘照片中左后翼子板也存在明显刮蹭。两处损伤受力方向和能量来源截然不同,物理上不可能源于同一次事故,但现有视觉算法对此毫无感知,两处损伤均被纳入赔付建议,给骗

保操作留下了可利用的空间。

目前,基于目标检测的 Faster R-CNN<sup>[2]</sup> 和 YOLO<sup>[3]</sup> 在通用目标定位任务上表现优秀,但其分类粒度仅能区分零件是否存在,无法感知碰撞动能的传导方向;基于语义分割的 DeepLab<sup>[4]</sup> 和 U-Net<sup>[5]</sup> 关注像素级的车漆色差变化,在深层形变检测方面存在先天盲区。这类黑盒视觉模型虽然识别精度较高,但缺乏可解释性及全局物理约束。

图神经网络类方法,例如 Graph R-CNN<sup>[6]</sup>,引入了空间关系建模,但针对车辆损伤场景仍存在明显不足:一方面,未对车辆不同部件间的复杂连接介质(刚性介质、柔性介质、接触介质)进行专门的边权重建模,无法判断损伤组合是否符合碰撞力学规律;另一方面,逻辑一致性约束不足,无法有效识别“隔山打牛”式的异常欺诈损伤模式。相对简单的规则引擎在实际应用中容易产生大量误报,且无法处理车架形变引发的隐式传导问题。

针对上述挑战,本文提出基于动态异构图的车险智能定损方法,其核心思想为:车辆事故损伤的空间分布规律受车辆物理拓扑结构对碰撞能量传导路径的严格约束,违背该规律的损伤诊断即可被判定为欺诈风险。与现有图神经网络方法多围绕固定结构展开计算不同,本文构建的“动态异构图”对节点间的固定物理连接类型进行差异化定义,并通过跨尺度注意力机制引入动态演化过程。具体贡献如下:

1. 中国太平洋财产保险股份有限公司营运山东分中心  
山东济南 250000

- (1) 构建精细化车辆异构图谱：将 25 个车辆零部件（20 个骨架节点 +5 个外观节点）间的装配关系与物理属性（材质质量等）建模为动态异构图结构，填补了智能定损领域的“结构认知”研究空白。
- (2) 提出跨尺度融合与能量传导网络：利用跨尺度注意力模块（CSAM）与图神经网络的双向融合，模拟真实碰撞中能量在异构部件间的传导、衰减和耗散过程。
- (3) 构建基于物理一致性约束的多任务计算框架：融合多类视觉信息提取结果，在损伤检测、部件分类、类型识别与维修推荐四项任务上实现协同优化，可精准剥离与事故描述不符的异常旧伤。

1 动态异构图定损算法相关技术概述

1.1 图神经网络与异常检测

图神经网络（GCN/GNN）因其处理非欧几里得结构数据的强大能力，近年来在信息处理和复杂系统故障诊断领域得到了广泛应用。传统图像检测技术关注局部像素特征，而图神经网络通过节点间的边权重聚合邻近节点信息，能够建立全局性的拓扑关联<sup>[7]</sup>。在车身结构中，零件并非孤立存在，碰撞动能会沿车架介质（如从防撞梁延伸至吸能盒）进行传递。因此，将 GNN 引入车辆定损，能够有效捕捉并约束能量出现不合理跳跃的异常状态，使模型具备超越纯视觉系统的逻辑推理层面欺诈识别能力。与通用 GNN 方法相比，本文进一步针对车辆碰撞场景构建专属物理先验图结构，将相邻部件间的力学传导关系显式编码于图拓扑之中，从根本上解决了通用方法缺乏领域物理约束的问题。

1.2 跨模态特征融合机制

在现代信息化应用中，单一的数据模态往往存在局限性。本文设计的系统引入了预训练视觉网络（EfficientNet）与文

本语义网络（BERT）形成的双模态融合机制，通过多视角图像池化获取直观的物理破损特征，同时利用 BERT 丰富的常识语义，指导图网络准确理解“前保险杠”与“大灯”在发生交互时的强关联属性<sup>[8]</sup>。

1.3 多任务学习框架

多任务学习通过共享底层特征表示，使多个相关任务的模型进行联合优化，从而提升各任务的泛化能力<sup>[9]</sup>。在车辆损伤检测场景中，损伤区域检测、部件分类、损伤类型判定与维修方案推荐四类任务在特征层高度相关，具备典型的多任务协同学习条件。采用多任务学习框架，不仅能够减少重复的特征计算开销，还能利用任务间的信息互补效应，显著降低小样本场景下的过拟合风险。此外，多任务联合损失函数的设计使各子任务的梯度相互约束，在训练阶段自然形成对异常预测组合的抑制机制，为本文系统的稳定运行提供了理论支撑。

2 基于动态异构图的智能定损系统设计

2.1 系统整体架构

本文提出的车险智能定损欺诈预警系统整体流程如图 1 所示，整个系统运行过程可分为 5 个步骤：多视角图像采集、多模态特征提取、动态异构图构建与能量传导演化、物理约束校验以及多任务联合预测输出。本文将重点介绍特征提取与异构构图、CSAM 能量传导演化及多任务联合损失函数三个核心模块的设计。

2.2 特征提取与异构构图

系统采用 ImageNet 预训练的 EfficientNet-B4 对多视角查勘图像进行特征提取与降维，单张图像输出 1792 维视觉特征向量。在节点初始化阶段，系统将视觉编码与 BERT 文本编

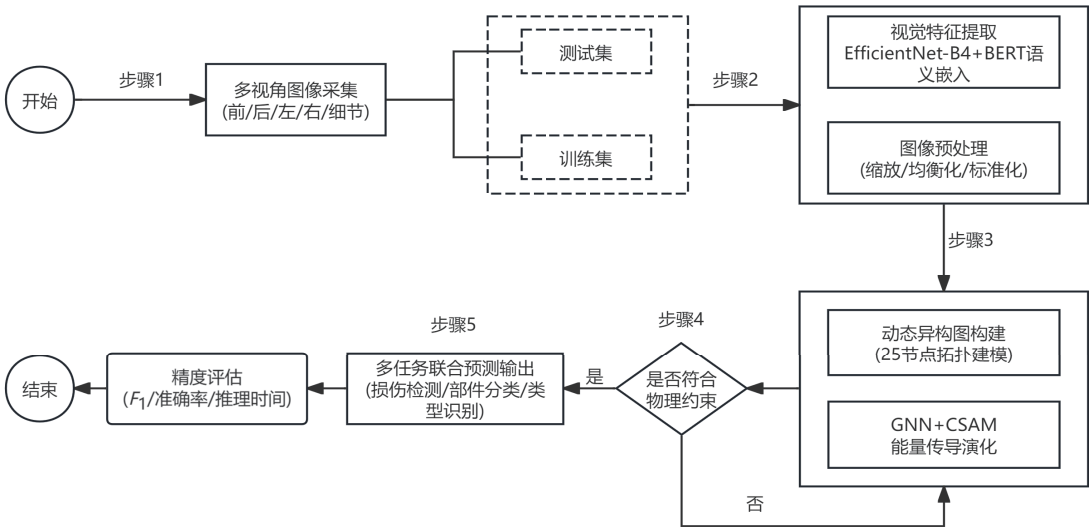


图 1 基于动态异构图的车险智能定损系统流程图

码生成的语义嵌入向量融合，构成每个车辆部件节点的初始状态表示。

本研究依照真实车辆构造，定义了一个包含 25 个核心节点的物理异构图，其中包括前防撞梁、吸能盒等 20 个隐藏骨架节点及 5 个外观蒙皮节点。异构图的图结构拓扑固定，其“动态”特征体现在：每次事故推理过程中，图中节点间的能量传导权重与隐藏状态，会根据图像视觉层提取到的初始碰撞剧烈程度进行动态计算与演化更新。异构图的物理边可分为三种类型<sup>[10]</sup>：

(1) 刚性连接边：以防撞梁和吸能盒之间的螺栓硬连接为例，能量传导过程中衰减幅度极小。

(2) 柔性连接边：以外覆盖件同骨架的连接为例，具有较强的能量缓冲耗散效果。

(3) 接触受压边：二者不存在物理方面的直接连接，承受重击发生溃缩时，会出现二次接触传导，例如引擎盖位置后移挤压挡风玻璃。

### 2.3 CSAM 与能量传导演化

现有研究处理过程中，深层视觉特征与抽象的物理拓扑节点状态之间存在显著的语义层级差距（Scale Gap），直接融合会引入大量噪声干扰。为此，本文设计了跨尺度注意力模块 CSAM。该模块使用 8 头多头注意力机制，将图节点状态作为动态查询 Query，引导视觉特征完成选择性聚合，并通过门控循环单元 GRU 完成图节点特征的迭代更新。这套机制可在算法方面还原碰撞冲击波沿不同材质零件依次衰减的物理传播规律。

### 2.4 多任务联合损失函数

本模型预测头可输出传统定损环节包括的“是否损坏”“维修方案”两类信息，核心部分加入“结构一致性约束项”，结构一致性损失的定义为：

$$\mathcal{L}_{\text{struct}} = \sum_{(i,j) \in C} p_i \cdot p_j \quad (1)$$

式中： $C$  为物理互斥部件对集合； $p_i$  和  $p_j$  分别为对应部件的严重损伤预测概率。该惩罚项可让模型主动排除违反碰撞物理规律的预测组合，这一约束提取自碰撞力学的已有结论，例如一次独立正面事故中，车辆对角两个部件同时出现严重损坏的概率极低<sup>[11]</sup>。网络反向推演过程中，若此类低概率事件对应置信度偏高，系统会触发强力一致性惩罚，在输出层完成直接预警干预。

## 3 实验与结果分析

### 3.1 数据采集与实验配置

本实验建立车辆损伤检测数据集，数据提取自某保险公司 2024—2025 年完成脱敏处理的真实理赔案例，数据集中包括 15 600 个理赔案件，累计有 64 207 张多视角车辆图像，

共涉及 30 种常见车型。本实验严格按照真实案件的理赔单号进行独立划分，将数据集分割为训练集（70%）、验证集（10%）和独立的测试集（20%），保证同一起事故拍摄的不同角度照片不会出现在不同数据子集，从而避免评估时的样本信息交叉泄露。所有样本的锚点标注工作，由拥有 5 年以上一线定损经验的定损专家联合完成。

模型训练基于 PyTorch 深度学习框架实现，硬件运行环境为 NVIDIA A100 GPU，优化器选择 AdamW，搭配 Cosin-Annealing 学习率退火策略强化模型收敛效果，推理环节的测算工作在 RTX 3090 环境中完成。

### 3.2 定损精度评估与基线对比分析

本文采用精确率（Precision）、召回率（Recall）及  $F_1$  值作为损伤检测与部件识别任务的核心评估指标，其中  $F_1$  值的计算公式为：

$$F_1 = 2 \times P \times R / (P + R) \quad (2)$$

式中： $P$  为精确率； $R$  为召回率； $F_1$  值为综合衡量模型对损伤检测的精度与全面性，取值范围为 [0,1]，值越大表示性能越优。损伤类型识别任务采用多分类准确率（Accuracy）作为评估指标。为验证所提框架在工业信息化系统中的实际效能，实验选取了当前广泛应用的多个视觉主流基线模型（包括 Faster R-CNN、EfficientDet、Graph R-CNN 以及在轻量级检测中表现优异的 YOLOv8）进行横向对比，结果指标如表 1 所示。

表 1 智能定损模型实验效果对比分析表

| 方法           | 损伤检测<br>$F_1$ 值 | 部件识别<br>$F_1$ 值 | 损伤类型<br>准确率 | 单样本<br>推理耗时 |
|--------------|-----------------|-----------------|-------------|-------------|
| Faster R-CNN | 0.892 3         | 0.845 6         | 0.793 4     | 0.412       |
| EfficientDet | 0.926 7         | 0.883 4         | 0.832 2     | 0.318       |
| Graph R-CNN  | 0.935 6         | 0.8945          | 0.852 3     | 0.394       |
| YOLOv8s      | 0.915 0         | 0.852 0         | 0.834 0     | 0.032       |
| 本文方法         | 0.948 5         | 0.913 8         | 0.887 3     | 0.235       |

值得一提的是，由于推演架构不同，表 1 中对比的时间基准有所区分：YOLOv8s 的 0.032 s 仅为纯视觉检测网络前向耗时，本文方法的 0.235 s 则涵盖了视觉特征提取、图网络构图、CSAM 能量传导演化以及结构一致性校验的完整全流程预测耗时，二者统计口径不同，不宜直接比较速度性能。

由表 1 实验结果可见，本文提出的方法在损伤检测  $F_1$  值、部件识别  $F_1$  值和损伤类型准确率等各项核心指标上均达到最优水准，分别较次优方法 Graph R-CNN 提升了 1.29、1.93 和 3.50 个百分点。尽管追求极速轻量化的 YOLOv8s 模型在单张图片的纯视觉推理速度上占据明显优势（仅需 0.032 s），但当系统面临分辨“陈旧性裂纹”“伪造划痕”等高度复

杂的逻辑判定场景时，YOLOv8s 的损伤检测  $F_1$  值仅停留在 91.50%，部件识别与类型识别准确率均出现大幅下降，说明纯速度导向的轻量化设计在复杂欺诈识别任务中存在明显能力瓶颈。

与此相比，本文系统通过动态拓扑图结构将物理约束引入损失函数计算，使整体损伤检测  $F_1$  值提升至 94.85%。0.235 s 的单张全流程推理时延已满足实际业务中的准实时响应需求，在精准判别与高效作业两端实现了良好平衡，具备直接部署于省级保险理赔中心的工程实用价值。

3.3 分场景适用性分析

为全面探究该定损信息化模型在多维度、多级别真实业务场景下的判定鲁棒性与边界感知能力，实验进一步对案件数据集进行拆分重组，选取理赔中心四种最高频出现的车损报案情形（共计 140 宗特定场景样本）对网络加以高压验证评估，分析数据如表 2 所示。

表 2 不同程度碰撞场景业务适用性分析表

| 事故场景类型       | 验证测试<br>样本数 | 综合检测<br>准确率 | 部件级识别<br>$F_1$ 值 |
|--------------|-------------|-------------|------------------|
| 严重前部碰撞（追尾）   | 53          | 0.962 3     | 0.932 1          |
| 相对轻微后部碰撞     | 38          | 0.944 7     | 0.915 6          |
| 侧方变道刮擦碰撞     | 39          | 0.948 7     | 0.899 1          |
| 隐蔽轻微划痕（溜车刮蹭） | 10          | 0.900 1     | 0.857 2          |

实验结果表明，在包含大量底盘及框架形变、动能存在显著物理节点传导跳跃的“前部深位碰撞”“追尾”以及“侧面大面积侵入”等剧烈事故场景中，本文模型展现出稳定的逻辑物理推理能力，案件级别的诊断综合准确率稳健维持在 94%~96% 区间。

然而，针对表面色差不明显的“隐蔽轻微划痕”（例如白色车漆上的细微枝条刮蹭留痕），受限于该类形变强度不足以在车体结构图神经连接层产生连带效应损失惩罚，系统识别率出现可控范围内的下降，约为 90.00%。该客观技术局限契合真实财产险业务核查规律：对于高隐蔽、边界模糊、缺乏明显力矩传递介质反馈的单一漆面微小损伤，在最终出具理赔单前仍需辅以人工现场抽查复验作为保障手段。

4 结论与展望

本文提出并实现了一种结合图像视觉与物理异构拓扑的车辆查勘信息化定损方法，通过引入 GNN 网络与跨尺度注意力融合机制（CSAM），使 AI 定损系统具备了基于能量物理传导常识的推理能力。在针对真实理赔数据的验证中，本模型使定损检测  $F_1$  指标提升至 94.85%，并精准识别出非因果关联的车辆遗留旧伤，有效切断了车险欺诈中“扩大损失”

和“混淆历史损伤”的操作路径。该模型可作为保险公司智能化反欺诈筛查预警工具，填补了单一视觉算法在逻辑溯源方面的空缺，有助于降低一线人员现场核赔的调查成本，对提升财险企业数字化理赔管控效能具有重要的现实意义。

尽管本研究取得了积极成果，但仍有可优化的空间。未来研究中，将重点探索“新旧事故图像的图论配准时序分析”，同时结合大语言模型自动生成业务端可解释的风险诊断报告，帮助一线人员在理赔流程早期识别欺诈风险，推动反欺诈工作从“繁冗的事后调查”向“高效的事前预警”转变，进而大幅缩短理赔周期、降低风险成本，提升客户满意度。

参考文献：

[1] 徐徐,王正祥,王牧群.基于深度学习技术的机动车辆保险欺诈识别模型与实证研究[J].上海保险,2019(8):53-58.

[2] 曹诗雨,刘跃虎,李辛昭.基于 Fast R-CNN 的车辆目标检测[J].中国图象图形学报,2017,22(5):671-677.

[3] 茅智慧,朱佳利,吴鑫,等.基于 YOLO 的自动驾驶目标检测研究综述[J].计算机工程与应用,2022,58(15):68-77.

[4] 田莹,王亮,丁琪.基于深度学习的图像语义分割方法综述[J].软件学报,2019,30(2):440-468.

[5] 殷晓航,王永才,李德英.基于 U-Net 结构改进的医学影像分割技术综述[J].软件学报,2021,32(2):519-550.

[6] 蒋玉英,陈心雨,李广明,等.图神经网络及其在图像处理领域的研究进展[J].计算机工程与应用,2023,59(7):15-30.

[7] 宁鹏翔.基于图神经网络的金融欺诈检测方法研究[D].上海:东华大学,2023.

[8] 王子牛,姜猛,高建钊,等.基于 BERT 的中文命名实体识别方法[J].计算机科学,2019,46(S2):138-142.

[9] 张天鹏,韩晶,吕学强.基于多任务学习的超分辨率辅助小目标检测[J].计算机工程,2024,50(9):304-312.

[10] 吕舒琦,张云峰.基于知识图谱嵌入的异构图欺诈用户检测[J].计算机科学,2025,52(S2):945-951.

[11] 钟绍迪.汽车侧面碰撞及其结构优化仿真研究[D].成都:西华大学,2019.

【作者简介】

赵瑞阳（1987—），男，山东枣庄人，硕士研究生，中级经济师，研究方向：大数据、人工智能。

刘聪慧（1999—），女，山东德州人，本科，风险管理运营部创新支持岗，研究方向：机器学习。

（收稿日期：2026-03-10 修回日期：2026-04-30）