

引用格式: 奚旭,王世龙,罗秀珍,等. 基于双流图神经网络的矢量地图零水印算法[J]. 地球信息科学学报,2026,28(9): . [Xi X, Wang S L, Luo X Z, et al. Zero-watermarking algorithm for vector maps based on dual-stream graph neural network[J]. Journal of Geo-information Science, 2026,28(9): .] DOI:10.12082/dqxxkx.2026.260166; CSTR:32074.14.dqxxkx.2026.260166

基于双流图神经网络的矢量地图零水印算法

奚 旭^{1,2,3}, 王世龙¹, 罗秀珍¹, 杜景龙^{1,2,3}, 张新长^{4*}

1. 苏州科技大学地理科学与测绘工程学院, 苏州 215009; 2. 城市智能遥感与古城数智化技术江苏省产业技术工程化中心, 苏州 215009; 3. 苏州市空间信息智能技术与应用重点实验室, 苏州 215009; 4. 广州大学地理科学与遥感学院, 广州 510006

Zero-watermarking Algorithm for Vector Maps Based on Dual-stream Graph Neural Network

XI Xu^{1,2,3}, WANG Shilong¹, LUO Xiuzhen¹, DU Jinglong^{1,2,3}, ZHANG Xinchang^{4*}

1. School of Geographic Science and Surveying Engineering, Suzhou University of Science and Technology, Suzhou 215009, China; 2. Jiangsu Provincial Engineering Center for Industrial Technology of Urban Intelligent Remote Sensing and Ancient City Digital Intelligence, Suzhou 215009, China; 3. Suzhou Key Laboratory of Spatial Information Intelligent Technology and Application, Suzhou 215009, China; 4. School of Geography and Remote Sensing, Guangzhou University, Guangzhou 510006, China

Abstract: [Objectives] To address the limitations of existing zero-watermarking algorithms for vector maps—specifically their reliance on handcrafted features, insufficient robustness, and weak security—this paper proposes a highly robust zero-watermarking algorithm based on a graph attention network (GAT). The objective is to enhance copyright protection capabilities under complex and compound attacks. **[Methods]** The proposed algorithm first abstracts vector map elements into a hybrid graph structure, adopting a unified KNN+Delaunay construction strategy that balances local density and global connectivity. Unlike conventional zero-watermarking methods that rely on handcrafted geometric features, a dual-stream graph attention architecture with decoupled node-level and graph-level encoding is designed: the node stream captures local topological dependencies via dynamic attention, the graph stream extracts global geometric semantics, and the two are nonlinearly fused in a unified mapping layer, thereby removing the dependence on handcrafted features. During training, a multi-objective joint optimization strategy combining contrastive, similarity, diversity and binarization-consistency losses jointly enhances feature robustness and uniqueness under a single objective. In the zero-watermark construction phase, copyright images are encrypted with an independent key derived from the unique registration number and a time-stamp to strengthen security. **[Results]** Experiments were conducted on six representative vector map datasets covering point, line, and polygon layers, and ten types of attacks across three categories spanning topological editing (vertex insertion, deletion, and cropping), geometric transformation (translation, rotation, and scaling), and information-level interference were applied both individually and in sequential combination. The results demon-

收稿日期:2026-03-31; 修回日期:2026-06-26.

基金项目:国家自然科学基金项目(42101420、42571533);江苏省大学生创新创业训练计划项目(SJCX25_1880)。[**Foundation items:** National Natural Science Foundation of China, No.42101420, No.42571533; Jiangsu Province Undergraduate Innovation and Entrepreneurship Training Program, No.SJCX25_1880.]

作者简介:奚 旭(1990—),男,江苏溧阳人,博士,副教授,研究方向为空间信息安全防护。E-mail: xixu@usts.edu.cn

*通讯作者:张新长(1957—),男,乌鲁木齐人,博士,教授,研究方向为智慧城市理论与方法。E-mail: zhangxc@gzhu.edu.cn

strate that the proposed algorithm achieves strong robustness across all attack types: under the three categories of single attacks, the average normalized correlation (NC) of the reconstructed watermark consistently remains above 0.9. Notably, under extreme compound attacks that sequentially superimpose all ten attacks—simultaneously involving vertex-level, object-level, geometric, and topological distortions—the average NC of the reconstructed watermark image reaches 0.95 across the six datasets, whereas the best-performing baseline method attains only 0.65, and several comparison methods cannot support point data. The reconstructed watermark images remain clearly recognizable, and ablation observations confirm that both the node stream and the graph stream contribute complementarily to the overall robustness. These results substantially outperform existing baseline methods and verify the practicality of the algorithm in complex editing environments. **[Conclusions]** The proposed dual-stream zero-watermarking algorithm based on graph neural networks effectively overcomes the limitations of traditional handcrafted feature-dependent methods. By decoupling node-level and graph-level encoding and jointly optimizing multiple objectives, it learns highly robust and cross-scenario-consistent watermark features without modifying the original data, thereby preserving the geometric precision of high-precision vector maps. The algorithm exhibits superior robustness and generalization capabilities under diverse and compound attack scenarios, and the representation-learning paradigm it adopts also offers a transferable reference for robust feature extraction on other non-Euclidean data such as transportation networks and three-dimensional geometric models, providing a reliable solution for copyright protection of high-precision vector maps.

Key words: zero-watermarking; vector map; graph attention network; contrastive learning; robustness; dual-stream graph neural network

***Corresponding author:** ZHANG Xinchang, E-mail: zhangxc@gzhu.edu.cn

摘要:【目的】针对现有矢量地图零水印算法依赖人工特征、鲁棒性与安全性不足的问题,本文旨在构建一种融合图注意力网络(GAT)的强鲁棒性零水印算法,以提升在复杂复合攻击下的版权保护能力。【方法】首先将矢量地图要素抽象为混合图结构,并采用KNN+Delaunay统一建图策略兼顾局部密集连接与全局连通性;区别于依赖人工设计几何特征的传统零水印方法,本文设计节点-图解耦编码的双流图注意力架构,由节点流经动态注意力捕获局部拓扑依赖、图流提取全局几何语义,并在融合层实现多尺度特征的非线性统一映射,从而摆脱对人工特征的依赖;训练阶段采用融合对比学习、相似性、多样性与二值化一致性的多目标联合优化策略,在同一目标下协同提升特征的鲁棒性与唯一性;在零水印构建时,通过唯一注册编号加时间戳的独立密钥对版权图像加密,以增强安全性。【结果】选取6个涵盖点、线、面图层的典型矢量地图数据集进行实验,并施加拓扑、几何变换与信息三大类共10种攻击及其顺序叠加的复合攻击。结果表明,该算法在各类攻击下均表现出强鲁棒性:在3类单体攻击下,还原水印的平均NC值均保持在0.9以上;尤其在顺序叠加全部10种攻击、同时涉及顶点级、对象级、几何变换与拓扑扰动的极端复合攻击下,6个数据集还原水印图像的平均归一化相关系数(NC)达到0.95,而性能最优的对比方法仅为0.65,且多种对比方法不支持点数据,所提方法提取的水印图像仍清晰可辨,显著优于现有基线方法。【结论】本文提出的基于图神经网络的双流融合零水印算法,通过图流-节点流解耦编码及多目标联合优化,在不修改原始数据、保持矢量地图几何精度的前提下学习高度鲁棒且跨场景一致的水印特征,有效克服了传统方法对人工特征的依赖,在多种复合攻击条件下均具备卓越的鲁棒性与泛化能力;其所采用的表示学习范式对交通网络、三维几何模型等其他非欧数据的鲁棒特征提取亦具参考价值,为高精度矢量地图的版权保护提供了一种可靠的技术方案。

关键词: 零水印; 矢量地图; 图注意力网络; 对比学习; 鲁棒性; 双流图神经网络

1 引言

矢量地图具有极高的商业与社会价值,在智慧城市、国土规划、导航服务、环境监测等领域应用广泛,是国家战略性信息资源^[1]。这些数据不仅具有高精度的几何特征,还承载着丰富的空间拓扑关系和属性信息,其生产成本高昂且更新周期长,其本身

就具有极高的经济价值^[2]。然而,数字化共享与流通过程中,矢量地图面临着严峻的非法复制、传播与使用问题,致使数据生产方或合法拥有方的利益受损,亟需有效的版权保护技术规范合法共享^[3-5]。

数字水印技术作为数据传播追溯与确权的可靠手段,已广泛应用于矢量地图的安全保护当中^[6-7]。根据功能实现机制,水印技术可分为嵌入式

水印和零水印两大类。在矢量地图中,嵌入式水印通过修改数据载体的数值来编码版权信息,主要包括空间域、频率域与可逆水印等方法。空间域水印方法直接修改坐标或属性值嵌入水印信息^[8-9],实现简单且精度损失可控,但此类方法对数据编辑攻击敏感,鲁棒性往往较差^[10-12]。频率域方法利用DFT、DCT、DWT或SVD等变换^[13-15]将空间域转换为频率域,并通过修改频率域系数嵌入水印信息,对仿射变换具有一定稳定性。可逆水印方法则借助虚拟三角形特征域、改进量化索引调制及区域嵌套等策略实现低失真嵌入与可逆恢复^[16-17],提升了载体保真度,但其鲁棒性通常依赖顶点序列的完整性;当顶点序列完整性遭到破坏时,相关算法仍可能失效^[18]。尽管近期研究通过引入几何不变量(如多边形拓扑、几何全等、最小外接矩形等)以及粒子群与灰度共生矩阵自适应优化、差错控制编码等手段来提升鲁棒性^[19-20],但这些嵌入式方法本质上均需修改数据载体,在鲁棒性与数据质量之间难以兼顾,在高精度矢量地图保护场景中存在固有局限性^[21]。

为克服嵌入式水印对数据质量的影响,零水印技术应运而生^[22]。零水印通过提取数据的鲁棒特征来构建水印,并由第三方权威机构来保存和认证数据权属。该方法无需修改原始数据,已成为保护高精度矢量地图数据的首选算法。早期零水印研究从全局统计量(顶点数量、距离比、角度分布)或空间拓扑不变量构建版权签名^[23],这些方法能够抵抗几何变换,但对顶点点攻击的鲁棒性不足。更先进的方法采用计算几何结构,如Delaunay三角网、Voronoi图等,构建局部特征序列^[18,24],显著提升了对顶点删除、插入等攻击的抵抗能力。然而,这些方法仍依赖特定几何假设下的手工设计特征的稳定性,在顶点编辑、几何变换与拓扑扰动交织的复杂复合攻击下,其表达能力和跨场景泛化能力受到限制^[25]。此外,现有零水印算法在安全性方面也存在不足:手工设计的浅层特征容易被逆向工程破解,且特征提取规则一旦泄露,攻击者可针对性地构造对抗样本,导致水印失效^[26]。综上所述,现有零水印方法尽管技术路线各异,但普遍存在3点共性缺陷:其一,依赖特定几何假设下的人工设计特征,表达能力与跨场景泛化能力受限;其二,多针对单一类型攻击设计,难以同时抵抗顶点编辑、几何变换与拓扑扰动交织的复合攻击;其三,浅层特征易被逆向工程破解,安全性不足。这3点共性缺陷正是

本文试图克服的问题。

深度学习在图像水印领域的成功应用为其他数据模态提供了新思路^[27],但现有框架多针对网格结构的欧几里得数据。矢量地图是分布不规则的非欧数据,缺乏传统卷积神经网络所需的规则网格结构。图神经网络(Graph Neural Network, GNN)通过消息传递聚合邻域信息,为表示非欧数据提供了自然框架^[28]。其中,图注意力网络(Graph Attention Network, GAT)引入自适应注意力机制,根据节点特征动态加权邻居重要性,有效抑制噪声和无关信息^[29]。图对比学习通过构造正负样本对进行自监督训练,在无标签数据中展现出强大的不变表示提取能力^[30]。这些进展表明,GNN能够学习同时对拓扑扰动和几何变换保持不变的深层图级表示,为克服手工特征的局限性提供了理论基础。然而,尽管图注意力网络与图对比学习在通用图数据上已取得显著进展,但其在矢量地图等地理空间数据版权保护中的研究仍十分有限:一方面,如何将矢量要素的几何与拓扑属性建模为适合图学习的图结构尚无定论;另一方面,现有图对比学习多面向分类、检索等下游任务,尚缺乏面向攻击鲁棒的特征学习范式。这一研究空白为本文提出面向矢量地图零水印的双流图注意力网络提供了动机。

针对上述挑战,本文提出一种面向矢量地图的基于图神经网络的零水印算法,将矢量要素抽象为混合图,利用图神经网络对非欧数据的表达能力进行深度学习。在此基础上,本文算法设计了节点-图解耦的双流架构:节点流利用动态注意力捕获顶点间的局部拓扑依赖,增强对裁剪、插入和删除的鲁棒性;图流通过独立编码器提取高层几何语义,确保在平移、旋转和缩放等仿射变换下的稳定性。通过非线性融合层和多目标联合优化策略,学习高度鲁棒、跨场景一致的二值特征,大幅提升零水印在极端复合攻击下的生存能力。

2 研究方法

本文算法整体流程如图1所示,依次包括矢量地图表示与图构建、双流图注意力编码、多目标联合优化以及零水印生成与验证4个阶段。下文各小节依次阐述各阶段的具体设计。

2.1 矢量地图表示与图构建

矢量地图由点、线、面等几何要素组成,每个要

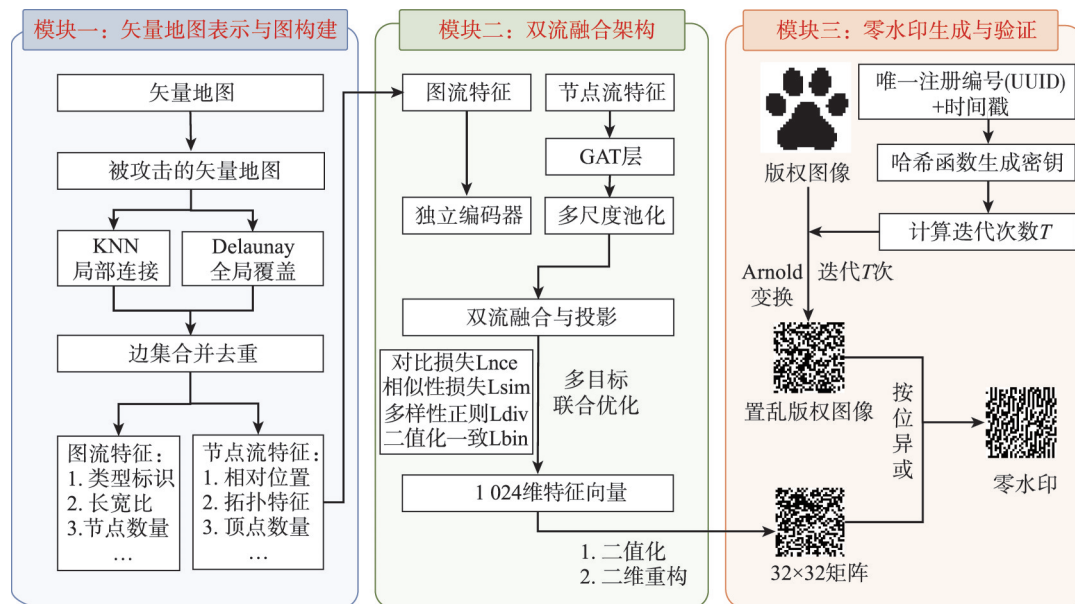


图1 特征提取与零水印构建流程

Fig. 1 Process of Feature Extraction and Zero-watermark Construction

素可视为图中的一个节点,要素间的空间关联则构成图的边。为同时保证图的局部密集连接与全局连通性,本文采用KNN+Delaunay三角剖分的统一图构建策略。首先,对每个矢量地图提取各要素的质心坐标,随后在质心构成的二维坐标集合上构建混合图结构,具体步骤如下:

(1)KNN局部连接:使用KD树加速的K近邻搜索,对每个节点连接距离最近的 k 个邻居。K值采用自适应策略,可随节点数 n 自适应取值,如式(1)所示,使近邻数随图规模呈对数级缓慢增长并截断于上限12。采用该规则的依据在于:矢量地图节点数跨越多个数量级,固定 k 值会使小图引入虚假远邻、大图局部欠连接;使 k 随 n 对数级增长可在保持局部邻域语义稳定的同时避免边数随 n 线性膨胀;上限 $k \leq 12$ 用以控制图密度与计算开销、防止注意力被过多邻居稀释,下限取 $k = \min(\text{计算值}, n-1)$ 以保证极小图(如裁剪后)的基本连通性。

$$k(n) = \text{clip}(\text{round}(2\log_{10}n + 2), 1, \min(12, n-1)) \quad (1)$$

式中: $\text{round}(\cdot)$ 表示四舍五入取整运算; $\text{clip}(\cdot, 1, \min(12, n-1))$ 表示将取值限制在下限1与上限 $\min(12, n-1)$ 之间。

(2)Delaunay全局覆盖:在所有节点质心上执行Delaunay三角剖分,该剖分通过连接空间上相邻的节点形成三角形网格,保证图的全局连通性。

(3)边集合并去重:将KNN生成的局部边与

Delaunay生成的全局边取并集,去除重复边后转换为图结构。

这种混合策略兼顾了KNN的局部密集性与Delaunay的全局连通性,适用于大规模矢量数据处理。

针对矢量地图兼具局部空间变异性与全局结构一致性的特点,本文提出节点-图解耦编码策略。该策略对每个矢量要素提取18维几何不变特征向量,并根据其空间作用域分为2类互补表示:图流特征经独立编码器保留全局几何语义,如表1所示;节点流特征经动态注意力聚合捕获拓扑关联,如表2所示。二者在融合层实现特征空间的统一映射。

图流特征(8维):刻画全局结构属性,在图的所有节点间保持一致性,其构建依据在于:同一数据集的所有要素共享相同的宏观几何属性(如数据类型、整体形状紧凑度、图规模),这些属性在平移、旋转、缩放等几何变换下保持不变,为图流编码器提供几何变换不变的输入表示。包括几何类型、长宽比与矩形度、实心底、孔洞数量及节点数编码等。

节点流特征(10维):刻画局部空间差异,在图的不同节点间呈现变异性,其构建依据在于:不同要素在空间位置和邻域结构上的差异是区分不同数据集的关键信息,通过图注意力机制聚合后能够捕获对顶点级局部攻击鲁棒的拓扑结构信息。包括全局相对位置、局部相对位置、对数顶点数及拓

表1 图流特征

Tab. 1 Graph-level features

维度	描述	特征含义
1~3	几何类型	标识点、线、面,刻画数据的几何类别
4~5	长宽比与矩形度	基于最小外接矩形计算,旋转不变,刻画形状紧凑性
6	实心底	刻画形状凹凸程度
7	孔洞数量	多边形内部孔洞数,拓扑不变量,描述结构复杂度
8	节点数编码	归一化的图规模信息

表2 节点流特征

Tab. 2 Node-level features

维度	描述	特征含义
1~3	全局相对位置	在当前地图边界框中的归一化坐标与到质心的归一化距离
4~6	局部相对位置	在K近邻局部参考系中的相对位置,抗裁剪攻击,捕获局部空间模式
7	对数顶点数	刻画要素几何复杂度
8~10	拓扑邻域特征	基于图邻接关系的平均距离、邻居数、邻域密度,刻画节点在图中的拓扑位置

扑邻域特征等。

2.2 双流融合架构

为充分利用图流特征与节点流特征的互补性,本文设计了一种双流融合架构:针对图流特征与节点流特征采用异构编码路径,并在最终的融合层实现语义空间的统一映射。

(1)图流特征:该类特征对图的所有节点保持一致,刻画几何类型、形状属性与图规模等全局不变量。由于这些特征不需要图结构上的消息传递,本文设计独立的参数化编码器直接提取语义,如式(2)所示。

$$h_{\text{graph}} = \text{ReLU}\left(\text{LayerNorm}\left(WX_{\text{graph}} + b\right)\right) \quad (2)$$

式中: X_{graph} 表示图流特征向量,用于描述矢量地图整体的几何类型、形状属性及图规模等全局特征; W 和 b 分别表示权重矩阵和偏置项; $\text{LayerNorm}(\cdot)$ 表示层归一化操作,用于提升特征分布稳定性; $\text{ReLU}(\cdot)$ 表示线性整流激活函数; h_{graph} 表示图流特征经编码后得到的高层语义表示。

(2)节点流特征:使用动态注意力聚合的方法,该类特征构成节点流的输入,经两层GATv2卷积(GATv2Conv)实现层次化邻域信息聚合。使用注意力机制使其具备动态选择性,增强了对拓扑关键邻域的聚合能力。对第 l 层,相邻节点的注意力系数如式(3)所示。

$$e_{ij}^{(l)} = a^{(l)\top} \text{LeakyReLU}\left(W^{(l)}h_i^{(l)} + W^{(l)}h_j^{(l)}\right) \quad (3)$$

式中: $e_{ij}^{(l)}$ 表示第 l 层中节点 j 对节点 i 的未归一化注意力系数,用于衡量邻接节点在目标节点特征更新过程中的贡献程度; l 表示网络层数; $h_i^{(l)}$ 与 $h_j^{(l)}$ 分别表示第 l 层节点 i 与节点 j 的特征表示; $W^{(l)}$ 为第 l 层的线性变换矩阵,用于将节点特征映射至新的表征空间; $a^{(l)}$ 为第 l 层的注意力参数向量; $(\cdot)^\top$ 表示转置运算; $\text{LeakyReLU}(\cdot)$ 表示带泄露修正的线性整流激活函数。

(3)双流融合与投影:拼接节点流与图流的表征得到融合特征向量,为实现语义空间的非线性映射并控制输出分布,融合特征经两层前馈网络逐步投影至目标嵌入空间。

为便于复现,现将本文网络的关键超参数与训练配置说明如下。网络结构方面:节点流采用两层GATv2卷积,注意力头数为8(第一层多头拼接、第二层多头平均),隐藏层维度为256,附以GraphNorm归一化、ELU激活与残差连接;节点池化采用均值、最大与注意力三种池化拼接(768维),与图流编码(8维经Linear映射至128维)拼接得到896维融合特征,再经前馈网络(896→512→1024,附LayerNorm、ReLU与Tanh)映射为1024维输出特征,Dropout为0.3。输入特征共18维(节点流10维、图流8维,其中图流包含节点数编码)。训练方面:采用AdamW优化器(权重衰减0.01)与OneCycleLR调度,峰值学习率为 1.5×10^{-3} ,训练轮次为12(配合早停),批次大小为6,启用混合精度与梯度裁剪(上限为1.0);InfoNCE对比损失的温度系数 τ 取为0.1。

(4)多目标联合优化:模型训练采用对比学习范式,通过"原始图—攻击图"配对输入学习鲁棒表征。训练集包含43个原始矢量实例,每个实例生成338个受攻击样本,涵盖拓扑、几何变换、信息三大类共10种攻击操作,构成14534个训练样本对。

训练目标由4个互补损失构成:分别为对比损失,相似性损失,多样性损失和二值化损失,其中InfoNCE对比损失如式(4)所示,拉近同源对并推远异源样本。

$$\mathcal{L}_{\text{ncc}} = -\frac{1}{B} \sum_{i=1}^B \log \frac{\exp(\langle u_i, v_i \rangle / \tau)}{\sum_{k=1}^B \exp(\langle u_i, v_k \rangle / \tau)} \quad (4)$$

式中: $\mathcal{L}_{\text{ncc}}$ 表示InfoNCE对比损失; B 表示批样本数量; u_i 表示第 i 个原始图样本的表示向量; v_i 表示与

其对应的攻击图样本表示向量,二者构成正样本对; v_k 表示同一批次中的其他样本表示向量,用于构造负样本; τ 为温度系数,用于调节相似度分布。

相似性损失直接增强同源视图一致性;多样性正则损失防止表征坍塌;二值化一致性损失用于直接优化零水印最终使用的二值特征一致性。综合训练目标,如式(5)所示。

$$\mathcal{L} = w_{nce}\mathcal{L}_{nce} + w_{sim}\mathcal{L}_{sim} + w_{div}\mathcal{L}_{div} + w_{bin}\mathcal{L}_{bin} \quad (5)$$

式中: w_{nce} 为1(对比学习主损失,保证特征可判别性); w_{sim} 为0.5(同源一致性约束), w_{div} 为0.3(多样性正则化); w_{bin} 为1.0(二值化一致性损失,直接优化零水印使用的二值特征)。上述权重以对比损失与二值化一致性损失为两个主目标,以相似性与多样性为辅助正则项,权重逐级递减以避免辅助项梯度压过主损失;实验表明,去除多样性项会出现特征坍塌,去除二值化一致性项则使复合攻击下NC显著下降。训练时进一步采用“前期重唯一性→中期平衡→后期重鲁棒性”的三阶段动态权重调度,并保持各阶段权重总和恒定,以保证后期增大鲁棒权重时损失尺度不漂移、训练稳定收敛。

2.3 零水印生成与验证

所提算法采用端到端的流程,依次进行数据处理与图构建、双流图注意力编码、零水印生成与验证;利用图注意力网络学习对拓扑攻击、几何变换攻击与信息攻击同时鲁棒的图级表征。整体流程已于本章开头以图1给出,本节进一步给出零水印生成与验证的具体步骤。基于训练好的模型,给定版权图标 $C \in \{0,1\}^{32 \times 32}$ 与矢量地图 G :

(1)图网络构建:对 G 进行特征提取与混合图构建过程。

(2)特征提取:将混合图输入训练好的模型得到1024维度鲁棒性特征 f 。

(3)二值化映射:将 f 重塑为 $F \in R^{32 \times 32}$,以中位数为阈值进行二值化得到二值特征图像 B 。

(4)版权图像置乱:对 32×32 的二值版权图像 C 进行带密钥的 Arnold 变换处理。首先,在注册时为数据集生成唯一注册编号(UUID),通过使用 SHA-256 对 UUID 和时间戳的组合进行哈希运算生成混淆密钥 K_s ,其中,UUID 是注册时一次性随机生成的128位通用唯一标识符,与文件名、存储路径均无关,不会因文件重命名或迁移而改变;时间戳指零水印注册时刻的系统时间(精确到秒),使同一数据

集在不同时间注册时产生不同密钥,防止密钥重用。UUID 和时间戳作为注册凭证的一部分,与零水印一同保存至第三方可信机构。然后确定迭代次数 $T = (K_s \bmod N^2) + 1$ 以确保基于密钥的混淆。通过迭代应用的仿射变换实现像素位置的伪随机重排,如式(6)所示。

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \pmod{N} \quad (6)$$

式中: x, y 表示变换前像素的行、列坐标; x', y' 表示变换后像素的行、列坐标; N 表示版权图像的边长(本文为32); $\bmod$ 表示取模运算。

经过 T 次迭代后生成了打乱的版权图像 C' 。此操作显著增强了版权信息的空间分布随机性,提高了对诸如裁剪和篡改等局部攻击的零水印抵抗能力,同时提高了版权信息的安全性,通过逆变换可实现原始图像的无损恢复。

(5)零水印生成:按位异或生成零水印,如式(7)所示。

$$Z = B \oplus C' \quad (7)$$

式中: Z 表示生成的零水印; B 表示由鲁棒图级表征经二值化得到的二值特征图像; C' 表示经 Arnold 置乱后的版权图像; $\oplus$ 表示按位异或运算。

(6)验证与度量:对待验地图 G' 重复步骤1—3得到二值特征图像 B' ,与零水印异或后,从第三方可信机构获取注册时存储的 UUID 和时间戳,重新计算混淆密钥 K_s ,经逆变换复原版权图标。采用归一化相关系数 NC 度量相似性,当 $NC \geq \tau_{NC}$ (如0.85)时判定版权归属成立。其中, τ_{NC} 为预设的判定阈值。将 τ_{NC} 设置为0.85,既保证版权判定的严格性,又留有充分的安全余量。该取值综合考虑了零水印系统的安全性与攻击后版权可验证性之间的权衡:一方面,较高的阈值能够有效降低误判风险,提升版权判定的严格性;另一方面,在复杂攻击条件下,适度放宽阈值有助于保证水印仍具备可验证性。NC 值计算公式如式(8)所示。

$$NC(c, \hat{c}) = \frac{\langle c, \hat{c} \rangle}{\|c\|_2 \|\hat{c}\|_2} \in [0, 1] \quad (8)$$

式中:NC 表示提取水印与原始水印的归一化相关系数; c 表示原始版权图像的像素值; $\hat{c}$ 表示验证阶段复原得到的版权图像的像素值;NC 取值范围为 $[0,1]$,越接近1表示两者越相似。

3 实验设计与结果分析

本节系统地实验评估所提方法的鲁棒性、可判别性与实用性。实验覆盖多地区、多类型的矢量地图,在拓扑攻击、几何变换攻击、信息攻击3大类共10种攻击操作及极端复合攻击下,与5种代表性基线方法进行对比,验证方法在各类攻击场景下的鲁棒性能。

3.1 实验数据与设置

实验数据集采用 OpenStreetMap (<https://download.geofabrik.de>) 与中国国家地理信息公共服务平台 (<https://www.webmap.cn>) 的数据,涵盖43个训练实例与91个测试实例,二者来源于不同地理区域(训练集主要取自天津,安徽,湖北,江西等区域,测试集取自江苏、浙江,上海区域)。通过地理区域划分确保

训练集与测试集之间无数据重叠。需说明的是,训练实例虽仅43个,但经数据增广每个实例生成338个受攻击样本,构成14 534个训练样本对,有效训练规模远超原始实例数;测试集则采用规模更大、来源区域更多样的91个实例,以充分检验跨区域泛化能力。此外,本方法采用自监督对比学习,不依赖标签进行超参选择,故未单独划分验证集,而以训练损失收敛指导训练终止、由独立测试集完成最终评估。每个实例包含道路、建筑、水系等多类地理要素。本文从91个测试实例中选取6个数据集用于实验展示,如图2所示。实验覆盖3大类攻击10种攻击操作:拓扑攻击(顶点删除/增加、对象删除,拓扑顺序打乱)、几何变换攻击(平移、缩放、旋转、翻转)、信息攻击(噪声扰动、裁剪攻击),以及1种极端复合攻击测试。

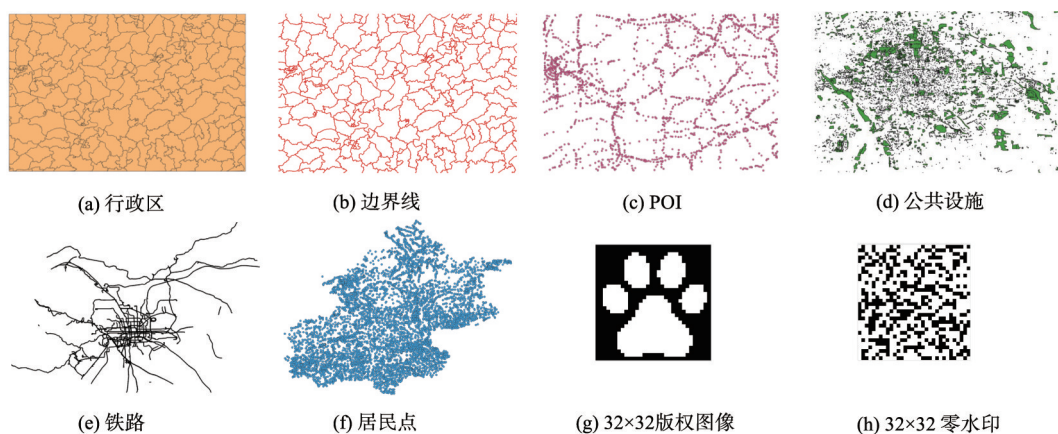


图2 实验数据

Fig. 2 Experimental data

3.2 零水印唯一性测试

零水印的唯一性是版权认证机制有效性的基础保障。本实验对6个典型矢量地图进行零水印唯一性量化分析,使用训练好的模型提取鲁棒性图级表征并通过加密密钥生成零水印,计算6个零水印彼此之间的NC值构建相似度矩阵,实验结果如图3所示。图中对角线元素(自身相关)均为1.00,与非对角线元素呈现非常显著的两级分布特征,表明本算法对不同矢量数据具有显著可判别性,不存在假阳性问题。

3.3 鲁棒性测试

本节涉及的5种代表性基线方法及其技术特性如表3所示。其中,Tan等^[25]为基于复合混沌系统与交换加密的零水印方法;Wu等^[16]为基于虚拟三角形特征域与改进量化索引调制(QIM)的可逆水印

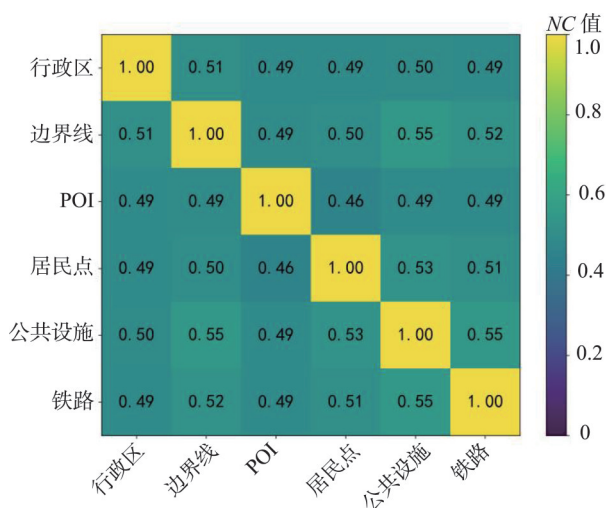


图3 零水印NC值矩阵热力图

Fig. 3 Heatmap of the zero-watermark NC matrix

表3 本文方法与对比方法的技术特性

Tab. 3 Technical characteristics of the proposed method and the baseline methods

方法	技术路线	水印类型	是否修改原始数据	是否支持点数据
Tan等 ^[25]	复合混沌系统+交换加密	零水印	否	是
Wu等 ^[16]	虚拟三角形特征域+改进QIM	可逆嵌入	是(可逆)	是
Xi等 ^[13]	混合域比值不变性	频率域嵌入	是	否
Xi等 ^[15]	虚拟顶点+DWT系数比值	频率域嵌入	是	否
Lin等 ^[17]	区域嵌套低失真可逆水印	可逆嵌入	是(可逆)	否
本文方法	双流图注意力网络	零水印	否	是

方法;Xi等^[13]与Xi等^[15]分别为基于混合域比值不变性、虚拟顶点与DWT系数比值的频率域嵌入方法;Lin等^[17]为面向工程图、基于区域嵌套的低失真可逆水印方法。上述方法与本文方法共同覆盖了零水印与嵌入式两大技术路线,并在是否修改原始数据、是否支持点数据等方面各具特点。

3.3.1 单一攻击对比

为系统评估方法在不同类型单一攻击下的鲁棒性,本实验对6种数据集分别做10种攻击类型的测试,图4中,A1表示顶点删除10%;A2表示顶点增加强度1比例50%;A3表示对象删除50%;A4表示噪声攻击强度0.8比例50%;A5表示Y轴中心裁剪50%;A6表示平移攻击X轴20、Y轴40;A7表示缩放攻击90%;A8表示旋转攻击顺时针180°;A9表示翻转攻击Y轴镜像翻转;A10表示顺序打乱攻击反转顶点顺序、反转对象顺序。本小节从整体上对比各方法在上述十种单体攻击下的平均NC,各攻击类别的内在机理分析详见3.3.3节。如图4所示,所提方法在全部十种单体攻击下的平均NC均显著高于对比方法,且在不同攻击类型间波动平缓,未出现对比方法中常见的对特定攻击失效现象,整体上展现出稳定的跨攻击类型泛化能力。

3.3.2 复合攻击测试

本阶段实验对矢量地图依次施加全部十种攻击,形成极端测试条件。水印提取效果如表4所示。本文算法在不同数据集上均能提取出较高的NC值,平均值达到0.95,且提取出的水印图像清晰可辨;而其他算法中,即便性能最佳的算法也仅能达到0.65,且多种算法不支持点数据。该实验展现出本文算法卓越的抗多重攻击的能力,也间接体现了本算法在复杂编辑环境下的实用性。

3.3.3 分类型攻击分析

(1) 顶点攻击

本小节进一步剖析所提方法在各攻击类别下保持鲁棒的内在机理。在顶点删除、增加、对象删除与顺序打乱等顶点级攻击下,对比方法的鲁棒性高度依赖顶点序列的完整性,因而随攻击强度提高NC值持续衰减,暴露出对高强度顶点级扰动的脆弱性。相反,所提方法依托节点流的图注意力机制,对各顶点的局部邻域信息进行自适应加权聚合,所提取的特征刻画的是节点间相对拓扑关系而非绝对顶点序列,故对顶点的增删与重排不敏感;这一机理使其在高强度顶点级攻击下仍能维持稳定的特征表达,对应的提取效果如图5所示。

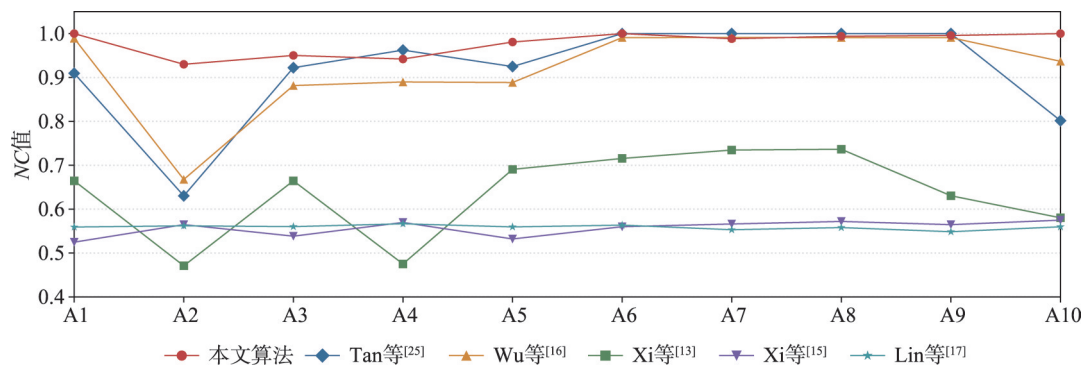


图4 不同方法在10种单体攻击类型下的平均NC值

Fig. 4 The average NC values under 10 types of single-attack methods

表4 在复合攻击下各方法的水印提取效果(NC值)对比

Tab. 4 Comparison of watermark extraction effects (NC values) of each method under combined attack

数据集	Tan 等 ^[25]	Wu 等 ^[16]	Xi 等 ^[13]	Xi 等 ^[15]	Lin 等 ^[17]	本文算法
行政区						
	0.58	0.46	0.54	0.48	0.44	0.96
边界线						
	0.30	0.44	0.55	0.48	0.48	0.94
POI			算法不支持点数据 算法不支持点数据 算法不支持点数据			
	1	0.40				0.97
公共设施						
	0.67	0.45	0.49	0.47	0.65	0.98
铁路						
	0.32	0.49	0.48	0.49	0.49	0.84
居民点			算法不支持点数据 算法不支持点数据 算法不支持点数据			
	1	0.51				0.97
平均	0.65	0.46	0.52	0.48	0.52	0.95

(2) 几何变换攻击

在平移、缩放、旋转与翻转等几何变换攻击下,所提方法的鲁棒性来源于图流编码器:图流特征由最小外接矩形长宽比、矩形度、实心度、孔洞数量等几何不变量构成,这些量在仿射变换下保持不变,因而图流能够稳定提取与坐标系和尺度无关的全局几何语义,使水印对几何变换具有内在不变性,如图6所示。相比之下,部分对比方法的特征仅针对特定变换场景人工构建,难以同时覆盖平移、缩放、旋转与翻转的全部情形,鲁棒性随变换类型变化而波动。

(3) 信息攻击

在噪声扰动与裁剪攻击下,所提方法的鲁棒性源于节点流局部参考系下的相对位置编码与邻域聚合:噪声仅对局部坐标产生有界扰动,而裁剪虽移除部分要素,但保留要素的局部邻域结构仍可被注意力机制稳定刻画,因而提取特征受信息类攻击的影响较小,如图7所示。综合3.3.1节的整体概览

与本节的分机理分析可知,所提方法在拓扑攻击、几何变换攻击、信息攻击及极端复合攻击下均优于代表性基线方法,展现出稳定的跨攻击类型与跨场景鲁棒性以及良好的泛化能力。

3.4 消融实验

为验证各核心模块的有效性,本节以复合攻击下6个测试数据集的平均NC值为主要指标,开展2组消融实验:一是双流融合架构与单流变体的对比,二是图卷积与图注意力机制的消融对比。除特别说明外,所有变体均在相同的数据集、攻击设置与训练配置下重新训练并评估。

(1) 架构消融

为验证双流融合架构的有效性,构建仅节点流、仅图流两种单流变体,并与本文完整的双流融合模型对比。同时,为更全面地评估各变体的实用性,除复合攻击下的平均NC外,进一步给出零水印唯一性测试中跨数据集的最大NC值(该值越低,说

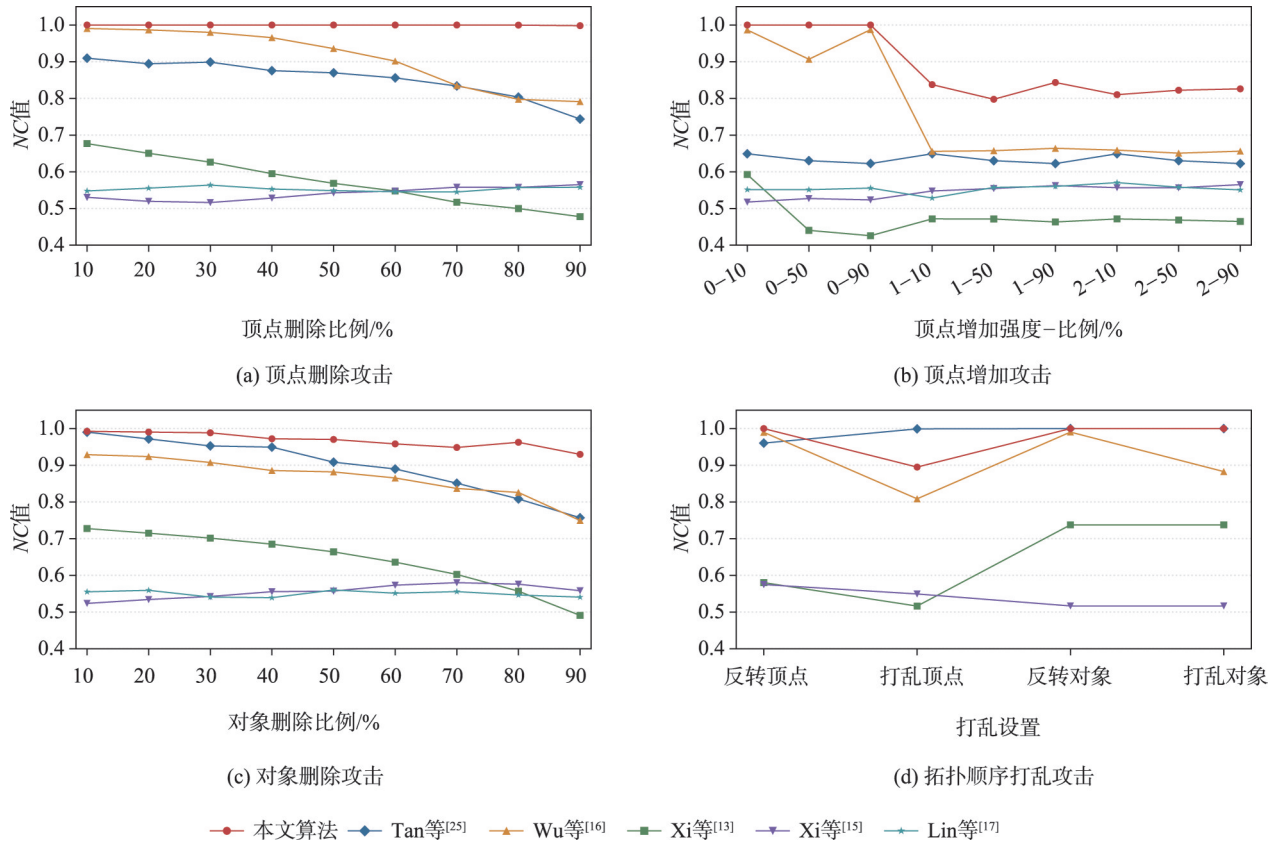


图5 在顶点级攻击下不同方法的平均NC对比

Fig. 5 Comparison of the average NC values of different methods under vertex-level attacks

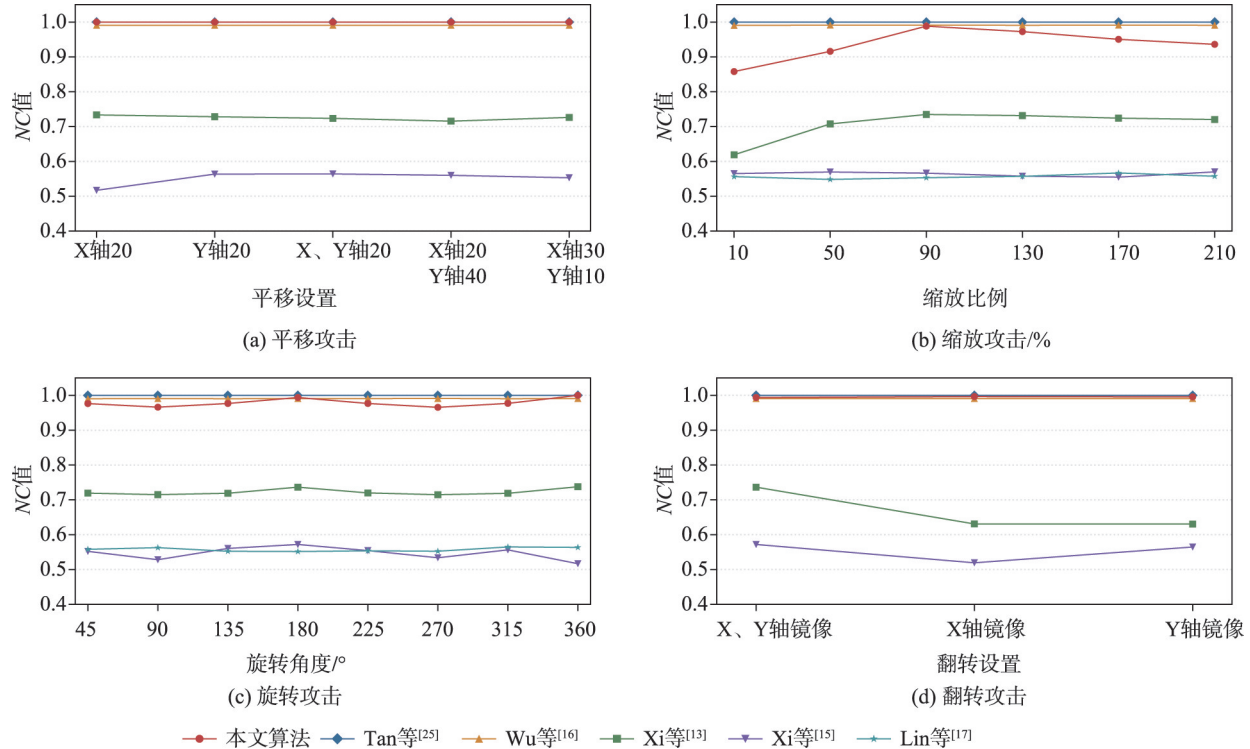


图6 在几何攻击下不同方法的平均NC对比

Fig. 6 Comparison of the average NC values of different methods under geometric attacks

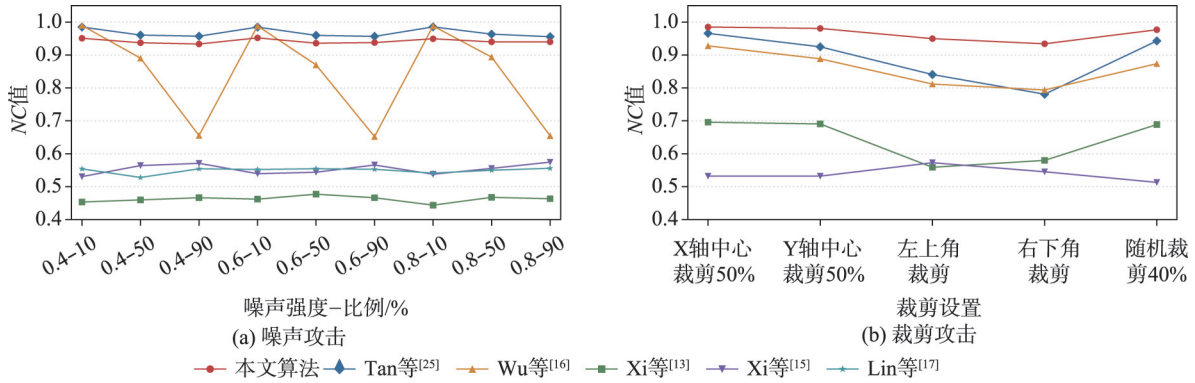


图7 在信息攻击下不同方法的平均NC对比

Fig. 7 Comparison of the average NC values of different methods under information attacks

明不同数据生成的零水印越易区分、唯一性越好)。各变体的对比结果如表5所示。

由表5可见,仅节点流变体在复合攻击下的平均NC降至0.85,表明缺失全局几何语义后模型对几何变换类攻击的鲁棒性明显下降;值得注意的是,仅图流变体虽在复合攻击下取得与本文相当的平均NC(0.96),但其唯一性最大NC高达0.96(远超0.9),即不同数据集生成的零水印彼此高度相似、难以区分,存在严重的假阳性风险;相比之下,本文的双流融合模型在保持0.95高鲁棒性的同时,将唯一性最大NC控制在0.72,兼顾了鲁棒性与可判别性。上述结果证明:节点流与图流缺一不可,二者解耦编码、融合互补正是本文方法同时实现强鲁棒与高唯一性的关键。

(2) 注意力机制消融

为验证注意力机制在模型训练中的作用,本文去掉图注意力机制重新训练,其余配置保持不变。以复合攻击下的平均NC衡量鲁棒性,以零水印唯一性测试的最大NC衡量可判别性,结果如表5所示。结果表明,将图注意力替换为普通图卷积后,复合攻击平均NC由0.95降至0.85,明显弱于引入图注意力机制的本文模型,说明注意力机制能够更

好地捕获节点间的拓扑依赖、自适应加权关键邻域,从而提升特征的鲁棒性。

4 结论

本文针对矢量地图零水印算法依赖人工特征、难以抵抗复合攻击的问题,提出了一种基于双流图注意力网络的矢量地图零水印算法。该算法将矢量要素抽象为混合图,通过节点-图解耦的双流编码与多目标联合优化,学习高度鲁棒且跨场景一致的零水印特征。

本文主要研究成果如下:①提出了结合KNN+Delaunay的混合图表示与节点-图级几何不变量,为非欧矢量数据提供了稳定的图表示;②设计了采用残差连接和多尺度池化的双流注意力编码架构,使水印特征同时对顶点级与几何级攻击鲁棒;③提出了融合InfoNCE对比损失、相似性正则化、多样性约束和二值化一致性的多目标优化策略,协同提升特征的鲁棒性与唯一性;④大量实验表明,在顺序叠加全部10种攻击的极端复合攻击下,本文算法在6个测试数据集上还原水印的平均NC达0.95,而性能最优的对比方法仅为0.65,本文方法较其提升约0.30;在拓扑、几何变换与信息三类单体攻击下平均NC均保持在0.9以上,鲁棒性与泛化能力显著优于现有基线方法。

本文提出的表示学习范式对非欧数据的深度特征挖掘具有参考价值。不变特征设计与基于注意力的图编码器相结合,为图、网格等不规则结构提供了学习稳定签名的通用方法,在交通网络、社交信息图和三维几何模型的知识产权保护、篡改检测和溯源追踪等领域具有潜在应用价值。期望本

表5 消融实验对比

Tab. 5 Ablation comparison of the dual-stream fusion architecture and single-stream variants

方法	复合攻击平均NC	唯一性最大NC
仅节点流	0.85	0.69
仅图流	0.96	0.96
双流融合,图卷积	0.85	0.76
本文(双流融合,图注意力机制)	0.95	0.72

研究能够促进基于图神经网络的零水印技术以及非欧数据鲁棒表示学习的进一步发展。受篇幅所限,后续研究将进一步开展以下工作:①系统的消融实验与参数敏感性分析,包括4项损失的逐项消融,以及 K 值、损失权重与 NC 阈值的敏感性实验,以更充分地验证各模块的有效性;②安全性与工程实用性的深入论证,包括密钥空间分析、密钥破解难度与篡改攻击下的版权认证可靠性测试,以及算法时间复杂度与推理耗时分析;③面向工程落地的轻量化模型设计以适配嵌入式设备,融合区块链实现确权溯源,以及多尺度图构建优化与跨区域、跨比例尺矢量地图的泛化研究。

AI使用说明: 本文在写作过程中使用了AI技术,主要用于图表英语用词翻译以及语法校对方面。

利益冲突: Conflicts of Interest

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors disclose no relevant conflicts of interest.

作者贡献: Author Contributions

奚旭负责研究构思、监督指导、验证、论文的审阅与修改及资金获取;王世龙负责调查研究、方法设计、论文初稿撰写及代码实现;罗秀珍负责调查研究与文章编写润色;杜景龙负责论文的审阅与修改;张新长负责论文的审阅与修改及数据管理。所有作者均阅读并同意最终稿件的提交。

The study was conceptualized by XI Xu, who also performed supervision, validation, manuscript review and editing, and funding acquisition. WANG Shilong carried out the investigation, methodology, original draft writing, and software implementation. LUO Xiuzhen contributed to the investigation and manuscript editing. DU Jinglong contributed to manuscript review and editing. ZHANG Xinchang contributed to manuscript review and editing, and data curation. All the authors have read the last version of the paper and consented for submission.

参考文献(References):

- [1] 李德仁,徐小迪,邵振峰.论万物互联时代的地球空间信息学[J].测绘学报,2022,51(1):1-8. [Li D R, Xu X D, Shao Z F. On geospatial information science in the era of IoE[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022,51(1):1-8.]
- [2] 王家耀,武芳,闫浩文.大变化时代的地图学[J].测绘学报,2022,51(6):829-842. [Wang J Y, Wu F, Yan H W. Cartography: Its past, present and future[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022,51(6):829-842.]
- [3] 朱长青.地理数据数字水印和加密控制技术研究进展[J].测绘学报,2017,46(10):1609-1619. [Zhu C Q. Research progresses in digital watermarking and encryption control for geographical data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2017,46(10):1609-1619.] DOI: 10.11947/j. AGCS.2017.20170301
- [4] 王浩然,张黎明,邱银国,等.集成虚拟链接的矢量地图服务多重约束访问控制机制[J].地球信息科学学报,2025,27(8):1809-1821. [Wang H R, Zhang L M, Qiu Y G, et al. Multi-constraint access control mechanism for vector map services by integrating virtual links[J]. Journal of Geo-Information Science, 2025,27(8):1809-1821.] DOI: 10.12082/dqxxkx.2025.250130
- [5] 汪磊,张黎明,谭涛,等.Paillier加密的矢量地理数据非对称指纹方案[J].地球信息科学学报,2024,26(11):2439-2451. [Wang L, Zhang L M, Tan T, et al. An asymmetric fingerprint scheme for vector geographic data based on paillier encryption[J]. Journal of Geo-Information Science, 2024,26(11):2439-2451.]
- [6] 朱长青,任娜,徐鼎捷.地理信息安全技术研究进展与展望[J].测绘学报,2022,51(6):1017-1028. [Zhu C Q, Ren N, Xu D J. Geo-information security technology: Progress and prospects[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022,51(6):1017-1028.]
- [7] 邱银国,王浩然,张杰,等.矢量地图数字水印技术研究进展[J].时空信息学报,2026,33(2):231-242. [Qiu Y G, Wang H R, Zhang J, et al. Research status of digital watermarking technology for vector maps[J]. Journal of Spatio-Temporal Information, 2026,33(2):231-242.]
- [8] Lee S H, Kwon K R. Vector watermarking scheme for GIS vector map management[J]. Multimedia Tools and Applications, 2013,63(3):757-790. DOI: 10.1007/s11042-011-0894-y
- [9] Yan H W, Zhang L M, Yang W F. A normalization-based watermarking scheme for 2D vector map data[J]. Earth Science Informatics, 2017,10(4):471-481. DOI: 10.1007/s12145-017-0310-x
- [10] 奚旭,张新长.基于区间映射和最大扰动区域的矢量地图可逆水印算法[J].测绘学报,2022,51(11):2379-2389. [Xi X, Zhang X C. Reversible watermarking for vector maps based on interval mapping and maximum perturbation region[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2022,51(11):2379-2389.]
- [11] 吴柏燕,戴千一,彭煜玮,等.矢量地图同态加密域鲁棒水印算法[J].地球信息科学学报,2022,24(6):1120-1129. [Wu B Y, Dai Q Y, Peng Y W, et al. Robust vector map watermarking algorithm in homomorphic encrypted domain[J]. Journal of Geo-Information Science, 2022,24(6):1120-1129.]

- [12] 佟德宇,任娜,朱长青,等. 抗投影变换的矢量地理数据水印算法[J]. 地球信息科学学报, 2016, 18(8): 1037-1042. [Tong D Y, Ren N, Zhu C Q, et al. A watermarking algorithm resisting to projection transformation for vector geographic data[J]. Journal of Geo-Information Science, 2016, 18(8):1037-1042.] DOI:10.3724/SP.J.1047.2016.01037
- [13] 奚旭,瞿成意,侯渲,等. 运用混合域比值不变性的矢量地图水印算法[J]. 中国图象图形学报, 2024, 29(7): 2075-2086. [Xi X, Qu C Y, Hou X, et al. Vector map watermarking utilizing the ratio invariance of hybrid domain [J]. Journal of Image and Graphics, 2024, 29(7): 2075-2086.] DOI:10.11834/jig.230305
- [14] 瞿成意,奚旭,杜景龙,等. 运用多重频率变换的矢量地图数字水印算法[J]. 测绘科学, 2023, 48(7): 208-218. [Qu C Y, Xi X, Du J L, et al. Digital watermarking algorithm for vector maps using multiple frequency transformations[J]. Science of Surveying and Mapping, 2023, 48(7): 208-218.] DOI:10.16251/j.cnki.1009-2307.2023.07.024
- [15] Xi X, Qu C Y, Du J L, et al. Vertex attack resistant watermarking scheme for vector maps based on virtual vertices and frequency coefficient ratios of DWT[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2025, 12(15): 32086-32100. DOI: 10.1109/JIOT.2025.3577029
- [16] Wu M K, Xi X, Du J L, et al. Robust reversible watermarking algorithm for vector maps based on virtual triangle feature domain and improved quantization index modulation[J]. Transactions in GIS, 2025, 29(2): e70036. DOI: 10.1111/tgis.70036
- [17] Lin Z X, Peng F, Long M. A low-distortion reversible watermarking for 2D engineering graphics based on region nesting[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2018, 13(9): 2372-2382. DOI: 10.1109/TIFS.2018.2819122
- [18] 佟德宇,朱长青,任娜. 小数据量矢量地理数据水印算法[J]. 测绘学报, 2018, 47(11): 1518-1525. [Tong D Y, Zhu C Q, Ren N. Watermarking algorithm applying to small amount of vector geographical data[J]. Acta Geodaetica et Cartographica Sinica, 2018, 47(11): 1518-1525.] DOI: 10.11947/j.AGCS.2018.20170741
- [19] 邱银国,郑皎珏,肖启涛,等. 利用差错控制编码构建矢量地图自纠错数字水印模型[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2025, 50(1): 164-173, 183. [Qiu Y G, Zheng J J, Xiao Q T, et al. Construct self-correcting digital watermarking model for vector map based on error-control coding[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(1): 164-173, 183.] DOI:10.13203/j.whugis.20220419
- [20] 冯煜涵,李春辉,吴欣蕊,等. 基于粒子群和灰度共生矩阵的双重自适应水印优化模型[J]. 时空信息学报, 2026, 33(2): 255-267. [Feng Y H, Li C H, Wu X R, et al. A dual adaptive watermark optimization model based on particle swarm and gray-level co-occurrence matrix[J]. Journal of Spatio-Temporal Information, 2026, 33(2): 255-267.]
- [21] 田慧敏,奚旭,康苏蒙,等. 基于AHP-模糊综合评价与BP神经网络的含水印矢量地图保真度评价方法[J]. 地理与地理信息科学, 2024, 40(6): 30-37. [Tian H M, Xi X, Kang S M, et al. A fidelity evaluation method for watermarked vector maps based on AHP-fuzzy comprehensive evaluation and BP neural network[J]. Geography and Geo-Information Science, 2024, 40(6): 30-37.] DOI: 10.3969/j.issn.1672-0504.2024.06.006
- [22] Zhou Q F, Zhu C Q, Ren N, et al. Zero watermarking algorithm for vector geographic data based on the number of neighboring features[J]. Symmetry, 2021, 13(2): 208. DOI:10.3390/sym13020208
- [23] Ren N, Guo S T, Zhu C Q, et al. A zero-watermarking scheme based on spatial topological relations for vector dataset[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 226: 120217. DOI:10.1016/j.eswa.2023.120217
- [24] Du J L, Wei Y, Xi X, et al. Vertex attack resistant zero-watermarking for vector maps based on geometric feature mining using Delaunay triangulation network [J]. Earth Science Informatics, 2025, 18(3): 302. DOI: 10.1007/s12145-025-01806-z
- [25] Tan T, Zhang L M, Zhang M W, et al. Commutative encryption and watermarking algorithm based on compound chaotic systems and zero-watermarking for vector map [J]. Computers & Geosciences, 2024, 184: 105530. DOI: 10.1016/j.cageo.2024.105530
- [26] Zhu C Q, Wang H Y, Zhao Y Z, et al. Vector map zero-watermarking algorithm considering feature set granularity [J]. Journal of Information Security and Applications, 2025, 89: 103955. DOI:10.1016/j.jisa.2024.103955
- [27] Zhang J, Xi X, Du J L, et al. Normalized intrinsic deep features based zero-watermarking scheme for remote sensing images using U-Net and K-means[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 18224-18239. DOI: 10.1109/JSTARS.2025.3586280
- [28] Wu Z H, Pan S R, Chen F W, et al. A comprehensive survey on graph neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2021, 32(1): 4-24. DOI:10.1109/TNNLS.2020.2978386
- [29] Veličković P, Cucurull G, Casanova A, et al. Graph attention networks[C]//International conference on learning representations, 2018. DOI:arxiv.org/abs/1710.10903v3
- [30] You Y N, Chen T L, Sui Y D, et al. Graph contrastive learning with augmentations[C]//Proceedings of the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems. ACM, 2020: 5812-5823. DOI: 10.5555/3495724.3496212