

# 实景三维环境中多模态数据融合的关键技术与挑战

孙伟超

大连市勘察测绘研究院集团有限公司, 辽宁 大连 116021

**[摘要]** 实景三维环境中的多模态数据融合技术在城市规划、智能交通、环境监测和虚拟现实等领域具有广泛应用。伴随着传感器技术的突破和计算能力的提升,多样化的数据模态(例如激光雷达数据、RGB 图像、热成像等)的采集变得更加便捷。在进行数据融合时,遭遇众多技术难题,如数据结构的多样性、时间同步的难题、噪声与不确定性的处理,以及融合算法在效率与精确度上的挑战。文中旨在审视现实三维场景下,多模态数据融合技术的核心与难题,评述目前学术界的成果,并针对问题提出解决策略。研究显示,借助高效的数据预处理、前沿的融合算法和机器学习技术,能够增进数据融合的精确度和实用性,这为相关应用提供了更加充实的决策支持。

**[关键词]** 实景三维环境; 多模态数据融合; 传感器技术; 数据处理; 智能交通

DOI: 10.33142/ec.v7i12.14569

中图分类号: P208

文献标识码: A

## Key Technologies and Challenges of Multimodal Data Fusion in Realistic 3D Environments

SUN Weichao

Dalian Geotechnical Engineering and Mapping Institute Group Co., Ltd., Dalian, Liaoning, 116021, China

**Abstract:** Multimodal data fusion technology in realistic 3D environments has wide applications in urban planning, intelligent transportation, environmental monitoring, and virtual reality. With the breakthrough of sensor technology and the improvement of computing power, the acquisition of diverse data modalities (such as LiDAR data, RGB images, thermal imaging, etc.) has become more convenient. When conducting data fusion, numerous technical challenges are encountered, such as the diversity of data structures, the difficulty of time synchronization, the handling of noise and uncertainty, and the challenges of fusion algorithms in terms of efficiency and accuracy. The purpose of this article is to examine the core and challenges of multimodal data fusion technology in real-world 3D scenes, evaluate current academic achievements, and propose solutions to address these issues. Research has shown that efficient data preprocessing, cutting-edge fusion algorithms, and machine learning techniques can enhance the accuracy and practicality of data fusion, providing more comprehensive decision support for related applications.

**Keywords:** realistic 3D environments; multimodal data fusion; sensor technology; data processing; intelligent transportation

### 引言

现代城市的快速发展中,实景三维环境的建模与分析已成为研究的热点之一。采用多模态数据融合技术,可以实现来自各类传感器的数据整合,从而为环境信息的全面精准提供支持。该技术应用于城市规划和管理的流程优化,同时,在智能交通系统和环境监测方面,它也起到了关键性的作用<sup>[1]</sup>。广泛采用多模态数据的同时,数据融合过程的复杂度呈现上升趋势,当前面临的关键问题包括如何高效处理数据结构差异、实现时间上的协调一致性,以及如何有效抑制数据中的噪声干扰。本研究旨在剖析实景三维环境中多模态数据融合的关键技术,并审视相关挑战,同时提出解决方案。

### 1 实景三维环境中的多模态数据概述

在实景三维环境中,多模态数据融合技术是提升信息获取和分析精度的重要手段。多模态数据指的是来自不同类型传感器的数据,这些传感器可以包括激光雷达、RGB 摄像头、热成像仪、深度摄像头等。每种传感器都有其独特的优势,例如,激光雷达能够提供高精度的三维点云数

据,RGB 摄像头则可以捕捉丰富的颜色和纹理信息,热成像仪能够检测温度分布。这些多样化的数据在时间和空间上各具特点,因此其融合的有效性直接影响到实景三维建模与环境理解的质量。随着城市化进程的加快,实景三维环境的构建变得愈发重要。通过多模态数据的整合,可以实现对城市空间的全面理解,支持智能交通管理、环境监测、灾害应急响应等应用<sup>[2]</sup>。

如何高效地对这些数据进行初步处理和整合,在数据融合过程中,传感器采集数据的时效性是关键因素。它直接关系到融合结果的精确度,因此必须考虑时间同步的必要性。在应对挑战的过程中,研究工作聚焦于优化数据处理算法,旨在提升融合的精确度与效率,保障在真实的三维环境中能够高效利用数据。在现实三维空间中,多类型的数据模式为城市规划与环境评估提供了关键支撑。借助高效的集成手段,我们能够显著增强数据的精确度及扩大其应用范围,未来研究中,关键性问题涉及解决数据结构差异以及时间协调一致性,这为城市管理智能化升级提供了必要的支撑。

## 2 多模态数据融合的关键技术

### 2.1 数据预处理技术

数据预处理技术在多模态数据融合中扮演着至关重要的角色，尤其是在实景三维环境的构建与分析过程中。由于多模态数据源自不同类型的传感器，这些数据在格式、精度、采集方式以及更新频率上往往存在显著差异。因此，有效的数据预处理不仅可以提升后续融合的质量，还能确保最终结果的准确性和可靠性。数据预处理的第一步是数据清洗。这一过程主要针对噪声、冗余和缺失值进行处理。例如，激光雷达在环境复杂的情况下，可能会捕捉到一些无关的反射信号，形成噪声点云。这些噪声数据会影响后续的三维重建和分析，因此需要通过算法进行识别和删除<sup>[3]</sup>。

在数据预处理的关键步骤中，对数据格式的转换是必不可少的。在进行数据整合之前，必须对来自不同传感器的数据格式不一致性进行协调一致的转换处理，为了在一致的坐标系中实现融合，需将 RGB 图像资料转换至与激光雷达采集的点云数据相吻合的系统。此流程涉及将坐标转换为数据，可能包括缩放与裁剪步骤，以保证数据能够在同一生成的维度上进行对比和分析。在数据分析过程中，实施数据的标准化和归一化处理，是不可或缺的环节。在对包含多种表现形式的数据集进行处理时，各类信息所涵盖的数值范围及规模存在显著差异，若贸然进行合并，可能会造成某些信息在最终结果中权重过高或过低的现象。

### 2.2 时间同步方法

在实景三维环境构建及分析领域，时间同步技术对多模态数据整合起着关键作用。传感器所采集的数据，在融合过程中可能会因时间戳的偏差而影响其时效性和准确性，采用恰当的时间同步技术，能够确保不同数据源在时间坐标上保持一致，进而显著提升数据融合的品质。数据同步的基础法则，在于对不同传感器收集的信息进行时间校准，目的在于摒除因收集时刻的差异而产生的误差。在常规操作中，传感器依托系统时钟生成时间标记，然而，诸如传感器内部时钟的偏移、数据处理延时以及网络传输的迟缓等多样因素，均可能导致这些时间标记之间存在差异<sup>[4]</sup>。

在时间同步的方法中，常用的技术包括网络时间协议（NTP）、精确时间协议（PTP）等。NTP 是通过互联网将时间信息同步到网络中的设备，能够在毫秒级别内实现时间同步，适用于大多数应用场景。针对需要极高时间精度的实时系统，PTP 能够实现同步精度至微秒级别，这一特性使其非常适合应用于那些对多模态数据融合有着高精度要求的情境，比如工业自动化定位等领域。实现时间一致性还可以依赖于硬件层面的同步方法，某些高端传感器内置了能够通过硬件信号进行精确同步的同步模块，此类方法一般具备较高的准确度和稳定性，能有效降低由时间延迟引起的负面影响。在一些具体的场合，通过使用外部的时钟信号，实现对各类传感器的同步操作，以此确保

在数据收集过程中保持时间上的统一性。

在实践运用过程中，应根据具体需求选用合适的时间同步技术。在便携式电子设备中，潜在的移动延迟与信号干扰问题可通过采用精确时间协议（PTP）或硬件同步机制来有效克服，以此确保时间精度的大幅提高。在静止的环境中，网络时间协议（NTP）等工具所提供的同步方法或许已经能够充分满足相应的技术要求。在数据整合过程中，确保时间对齐的精确度，这对提高数据融合的精确度及其后的数据解析工作具有决定性作用。若时间同步的精确性不足，数据融合过程中便会出现位置误差，这会显著降低三维重建的成效，并可能对后续的决策支持系统产生不利影响。在实施多模态数据合并过程中，必须强调时间同步这一步骤的重要性。在多模态数据融合过程中，时间同步技术扮演着不可或缺的核心角色，选用适宜的同步技术，可以有力地去除时间差异引发的误差，保障数据的实时性与精确度，技术的持续发展将催生更加精确和高效的时间同步技术，这将为三维实景数据融合提供坚实的支撑基础<sup>[5]</sup>。

### 2.3 融合算法的类型

在实景三维环境中，多模态数据融合的有效性和精确性在很大程度上依赖于所采用的融合算法。融合算法的类型多样，各具特点，主要可以分为以下几类：基于特征的融合算法、基于决策的融合算法、基于模型的融合算法和基于深度学习的融合算法。这些算法在不同的应用场景和数据类型下展现出不同的优势与适用性。基于特征的融合算法侧重于从多模态数据中提取关键特征，并将其进行整合。这类算法通常包括特征级融合和特征选择等方法。特征级融合通过将不同源数据的特征进行拼接，生成新的特征集，从而在后续的分类或回归分析中提供更全面的信息。

在进行数据融合时，此类算法首先对各个独立模态的数据作出决策，随后将这些决策结果整合以得出最终结论。涉及的手段涵盖投票机制与加权方式等多样化策略，通过计算各种输入方式（模态）的输出结果，并确定其中出现次数最多的选项，投票法最终确定一个决策作为其输出成果；在决策过程中，加权法则被用来赋予各个模态的决策以不同的权重，以此来表示它们在整体决策中的相对重要性。在这些算法中，简捷性和易用性是其显著的优势，然而，它们也可能因某个模态的低效表现而受到影响。在较高抽象层面，采用诸如贝叶斯网络、混合高斯模型等策略，实现对多种数据形态的集成处理。针对多模态数据，传统方法往往独立地构建每个模态的计算模型，随后通过建模这些模型间的相互关系来实现融合。概率推理是贝叶斯网络的核心功能，通过学习模态间的相互依赖，显著优化信息融合的成效<sup>[6]</sup>。

近期，深度学习的算法融合技术受到了广泛的研究关注，特定的深度学习架构，诸如卷积神经网络（CNN）与

循环神经网络 (RNN), 能够自主从原始数据中抽取并学习有效特征表示, 进而实现更优的数据整合过程。设计具有多个处理路径的网络架构, 能够同时加工不同来源的数据模式, 这种架构借助参数共享与层间交互, 有效增强了数据融合的鲁棒性和精确度。此种方法优点明显, 擅长应对海量数据集, 并能够自动化实现特征抽取过程, 然而, 它在模型构建及参数优化方面的复杂度亦不容忽视。

#### 2.4 机器学习在数据融合中的应用

机器学习在多模态数据融合中的应用日益受到重视, 其强大的数据处理能力和自学习特性为融合技术带来了新的发展机遇。机器学习能够自动识别数据中的模式和关系, 从而为不同来源和类型的数据提供有效的融合方案。这一过程不仅提高了融合的准确性, 还增强了对复杂场景和不确定性的应对能力。机器学习方法能够处理多样化的数据源, 包括图像、音频、传感器数据等, 且在处理这些不同类型数据时, 机器学习展现出极高的灵活性和适应性。例如, 卷积神经网络 (CNN) 在图像处理中的应用, 使得从视觉数据中提取深层次特征成为可能; 而循环神经网络 (RNN) 则在处理时间序列数据时, 能够考虑时间上下文, 充分挖掘数据之间的时序关系<sup>[7]</sup>。

数据融合领域得益于机器学习技术中特有学习机制的全新视角。在数据融合的常规实践中, 人工设计的特征提取是常见的步骤, 然而, 机器学习模型, 特别是深度学习模型, 能自动从数据中学习并提取更为高效的特征, 机器学习通过自动化提取特征, 使得其在处理复杂数据集时, 相较于传统方法, 展现出更优异的表现。诸如随机森林和梯度提升树这类集成学习方法, 通过合并多个模型的预测成果, 有效减少了单一模型可能出现的拟合问题, 同时提升了整体的稳定性和精确度。在数据整合决策过程中, 机器学习技术能够提供助力, 对于多模态数据的整合过程, 涉及对各类数据模式进行权衡或筛选的操作是必不可少的。历史数据中的模式是机器学习算法自动分配权重给不同模态的依据, 借助于支持向量机 (SVM) 或逻辑回归模型, 可以优化决策过程。

#### 3 面临的主要挑战

多模态数据通常来源于不同的传感器和设备, 这些数据在格式、精度、采样率等方面存在差异, 使得融合过程变得复杂。不同模态的数据可能具有不同的物理意义和信息层次, 如何有效地将它们整合在一起, 保持数据的完整性和一致性, 是实现成功融合的关键。多模态数据在采集过程中容易受到环境干扰、传感器误差和数据丢失等影响,

导致数据质量参差不齐。这种情况不仅降低了数据的可靠性, 也给后续的处理和分析带来了困难。

随着多种形态数据的激增, 合并多种算法的过程复杂度急剧提高, 特别是在运用深度学习这类先进算法处理大规模数据集时, 所需的计算能力及时间投入均显著增加。在设计算法的过程中, 研究者需同时关注融合效果的优化以及算法本身在计算效率与可扩展性方面的表现。在技术进步的背景下, 实时处理数据的需求日益增长, 重要的发展趋势在于, 在确保效率与精确度的同时, 实现多模态数据的高效融合。在构建信任和安全系统的基础上, 涉及个人敏感信息的多模态数据融合过程中, 确保数据安全性和用户隐私, 防止数据泄露和滥用至关重要。面对挑战, 未来研究工作需重点开发更为先进且可靠的数据整合方案, 旨在适应不断增多的复杂应用要求及多变的技术场景<sup>[8]</sup>。

#### 4 结语

总而言之, 面对这些挑战, 未来的研究方向需要在技术创新、算法优化和安全保障等方面不断深入, 以推动实景三维环境中多模态数据融合技术的进一步发展和应用。

#### [参考文献]

- [1]董传胜, 孙久虎, 高希舰, 等. 基于多源数据融合的实景三维山东构建[J]. 时空信息学报, 2024(2): 1-11.
  - [2]吴杨, 彭俊文, 李永红, 等. 基于多模态数据的智慧化平衡功能评估系统应用研究[J]. 传感器与微系统, 2024, 43(10): 165-168.
  - [3]王璇洁. 高精度智慧城市实景三维模型的构建分析[J]. 通讯世界, 2024, 31(9): 172-174.
  - [4]周思凡, 王履华, 沈健, 等. 面向实景三维的“一码多态”数据管理与应用[J]. 测绘工程, 2024, 33(5): 50-56.
  - [5]邱新忠, 汤赛, 徐晓红, 等. 多源异构三维空间数据融合关键技术研究及应用[J]. 浙江国土资源, 2024(9): 38-40.
  - [6]王璇洁. 基于实景三维模型的地形图质量检验方法研究[J]. 科技资讯, 2024, 22(15): 41-43.
  - [7]何奇兵. 基于多源数据融合的三维实景建模与可视化系统的设计与应用[J]. 信息技术与信息化, 2024(7): 59-63.
  - [8]高俊, 柳春生, 何骞, 等. 实景三维技术在生态环境领域的应用探索[J]. 城市勘测, 2024(1): 16-19.
- 作者简介: 孙伟超 (1988.6—), 毕业院校: 武汉大学, 所学专业: 大地测量学与测量工程, 当前工作单位: 大连市勘察测绘研究院集团有限公司, 职务: 质监与技术支持中心主任, 职称级别: 高级工程师。