



# 航道视图处理算法框架的设计与实现

刘娜<sup>1</sup>, 马慧卿<sup>2</sup>, 王达霖<sup>2</sup>, 孙伟华<sup>2</sup>, 姜兴良<sup>2</sup>

(1. 济宁市港航事业发展中心, 山东 济宁 272000; 2. 中交水运规划设计院有限公司, 北京 100007)

**摘要:** 目前, 利用 AI 技术提高人员工作效率已在各行各业得到普遍应用, 但是内河由于船型标准化低、监测设备安装条件恶劣等, 导致视频图形算法的应用水平较低, 也降低了相关系统使用的便捷性。针对视图信息的缺失使得信息处理易受干扰的问题, 进行分析研究。在济宁智慧港航图处理算法中采用多视图聚类技术, 构建一套基于不完备多视图聚类的图处理算法框架。该算法的搭建有效提高了航道视频 AI 识别的应用水平, 提高了识别的准确性和高效性。同时, 由于系统架构优良的可扩展性和开放性, 也为基于此框架解决更多水运监管业务提供了基础性的技术开发思路。

**关键词:** 港航; 多视图聚类; 图像处理

中图分类号: U61

文献标志码: A

文章编号: 1002-4972(2024)11-0171-05

## Design and implementation of algorithmic framework for channel chart processing

LIU Na<sup>1</sup>, MA Huiqing<sup>2</sup>, WANG Dalin<sup>2</sup>, SUN Weihua<sup>2</sup>, JIANG Xingliang<sup>2</sup>

(1. Jining Harbor and Navigation Development Center, Jining 272000, China;

2. CCCC Water Transportation Consultants Co., Ltd., Beijing 100007, China)

**Abstract:** Currently, the use of AI technology to improve the efficiency of personnel work has been commonly applied in various industries. However, due to the low standardization of ship types and poor installation conditions of monitoring equipment in inland waterways, which leads to a low level of application of video graphic algorithms and reduces the convenience of using related systems. This paper addresses the problem that the lack of view information makes information processing susceptible to interference. Multi-view clustering technology is used in the Jining smart harbor navigation graph processing algorithm, and a set of graph processing algorithm framework based on incomplete multi-view clustering is constructed. The construction of this algorithm effectively improves the application level of AI recognition of navigation video, and improves the accuracy and efficiency of recognition. Meanwhile, due to the excellent scalability and openness of the system architecture, it also provides a foundational technology development idea for solving more water transport regulatory business based on this framework.

**Keywords:** port and shipping; multi-view clustering; image processing

视频识别技术在各行各业的监管中已得到广泛应用, 但是在航道视图识别中准确率却不高。在视频图像数据收集的过程中, 受各系统数据标准不统一、前端监控设备遮挡、数据回传网络不稳定等多种因素的影响, 导致在 AI 技术视频识别的过程中常常出现视图的缺失, 因此, 识别水平

和处理准确率大大降低。

依托京杭运河济宁—台儿庄(济宁段)航道“三改二”工程智慧航道工程, 构建“全面感知、广泛互联、深度融合、智能应用、机制完善”的京杭运河(济宁段)数字港航管理与服务体系, 旨在推动港航管理由传统人工管理模式向数字化服务模式

收稿日期: 2024-02-25

作者简介: 刘娜(1982—), 女, 工程师, 从事济宁智慧港航建设工作。

转型。该工程在信息采集方面,以多激光传感器和视频采集器作为船舶数据的主要采集手段。采集的位置数据经坐标系转化后,通过形态分类的时空数据连续特征提取方法对船舶或船队位置进行检测<sup>[1]</sup>。在信息识别方面,使用图像识别技术,以船舶基本数据和视频抓拍画面为基础,利用大数据算法模型实现对水上目标的监测与识别,并结合 AIS(船舶自动识别系统)、雷达数据,获取抓拍摄像头周围船舶实时位置数据,从而实现抓拍的同时确定船舶的精确位置与身份,为实时主动监管提供依据。

目前,图处理算法在主流应用中并非所有样本的所有视图均可用。当某些视图缺失时,将严重破坏多个视图的自然对齐特性,不利于互补信息和一致信息的挖掘。同时,视图的缺失也会导致信息的严重丢失,加剧不同视图之间的信息不平衡。近年来,针对视图缺失的问题,研究者们对不完备多视图聚类相关算法进行了相关研究。

首先,基于 NMF(non-negative matrix factorization, 非负矩阵分解)的不完备多视图聚类是通过利用各个不完备视图数据,用非负矩阵分解的方法分解出各自的私有潜在表示,从而获得一个公共的共识表示。例如 Shao 等<sup>[2]</sup>提出的 MIC(multiple incomplete views clustering, 多个不完整视图群集)方法通过结合 weighted-NMF 和  $L_{2,1}$  规则化(一种正则化技术,结合了  $L_2$  正则化和  $L_1$  正则化的特点,旨在促进模型的稀疏性和行稀疏性)对不完整多视图数据进行聚类,并使用平均实例填充缺失的实例; Rai 等<sup>[3]</sup>提出的 GPMVC(graph regularized partial multi-view clustering, 基于图正则化的局部多视图聚类)方法利用 NMF 和对每个视图添加图约束,可处理多个视图下的不完整多视图聚类。与上述通过引入加权约束不同,赵龙<sup>[4]</sup>提出基于多流形正则化非负矩阵分解的多视图聚类。在此方法的推动下, Hu 等<sup>[5]</sup>提出 DAIMC(doubly aligned incomplete multi-view clustering, 双对齐不完全多视图聚类)进行不同视图之间的对齐和完整与不完整部分之间的对齐,从而可以处理具有两个以上视图和缺失数据的复

杂数据集。然而这类算法因受到非负矩阵分解本身缺点的影响,导致实际效果并不理想。基于核学习的不完备多视图聚类旨在学习一个共识表示或多个潜在表示,这些表示对应于从所有视图预构建的多个内核,然后通过  $k$ -means 实现聚类结果。如黄晓辉<sup>[6]</sup>的高维数据若干聚类问题及算法研究。在此基础上,朱信忠<sup>[7]</sup>设计了一个局部化的 MKKM-1K(multiple kernel  $k$ -means clustering, 多核聚类算法),通过引入一些邻域表示矩阵,以保留数据的局部信息。

目前,大多数图像识别算法在图像部分缺失的情况下,存在识别偏差的问题,或者由于图像丢失及图像清晰度问题,无法做到精准的识别和定位。针对在航道中出现的图像数据质量不稳定等问题,本文提出基于多视图聚类方法,使用图像处理技术对图像数据进行预处理,获取更加精准的信息和数据,有效提升了港航数据管理服务的效率和水平,旨在为后续的港航类工程图像处理提供解决思路。

## 1 基于多视图聚类的智慧航道图处理算法

针对智慧航道对图像信息处理的要求,本文将已有的视频进行汇聚,构建图处理算法的框架。基于数据相似近邻距离度量的深度自动编码器和图神经网络,搭建基于深度学习的多聚类图处理算法模型。通过该模型将工程汇聚的大量港口泊位、航道、船舶等视频数据进行分析处理,效果良好。

### 1.1 基于视图之间相似近邻距离度量的数据预处理

由于监控对象的视频数据收集往往存在遮挡、丢失、不完整的状况,导致视图数据不能通过自监督对比学习得到良好的高级特征和聚类结果,所以在采用自监督对比学习之前,需先对缺失数据进行预处理。为避免人为不确定因素的干扰,本研究设计了跨视图关系图传递。该方法在具有缺失的视图上构造关系图,传递现有视图中已知的样本间关系图,以恢复缺失视图数据。如图 1 所示,当视图 1 中的样本  $X_1^{(1)}$  缺失时,利用视图 2

中与之对应且不缺失的样本  $X_i^{(2)}$  找到其周围的  $K$  个邻近样本  $G_k^{(2)} \in R^{K \times d_x}$ , 其中  $d_x$  为原始视图数据样本的维度。然后, 在视图 1 中找到  $G_k^{(2)}$  与相对应的  $G_k^{(1)}$ , 取缺失样本周围  $K$  个邻近样本的平均值作为缺失样本的数据。但此算法只取了  $K$  个邻近样本的平均值, 粗略地认为缺失样本与其邻近的  $K$  个样本之间相似度相同。为了得到更贴近真实缺失样本的数据, 考虑缺失样本与  $K$  个样本之间的权重, 并基于视图之间相似近邻距离度量的深度自动编码器。

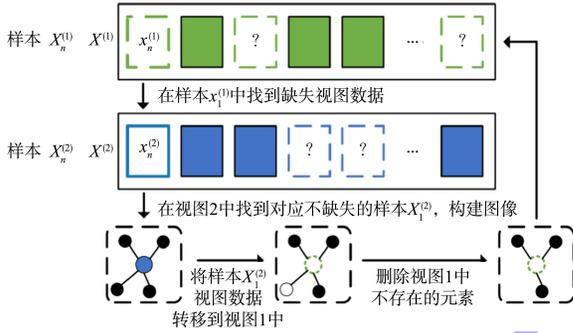


图 1 跨关系图传递处理视图缺失问题

由于来自不同视图的数据通常具有不同的维度, 并且包含其他视图不具有的特征。为了维护多视图数据的多样性, 采用不融合视图的策略, 即用一组特定的自动编码器来学习每个视图的表示。分别定义编码器  $E^{(v)}(X^{(v)}; \Theta^{(v)})$  解码器  $D^{(v)}(Z^{(v)}; \Phi^{(v)})$ , 其中  $X^{(v)} \in R^{n \times d_x}$  为未经任何处理的具有缺失样本的原始特征,  $Z^{(v)} \in R^{n \times d_z}$  为经过深度自动编码器处理的恢复缺失样本的低级特征,  $\Theta^{(v)}$  和  $\Phi^{(v)}$  为其中的网络参数。定义视图  $v$  下第  $i$  个样本的重建损失公式为:

不缺失样本:

$$\left\| X_i^{(v)} - D^{(v)}[E^{(v)}(X_i^{(v)})] \right\|_2^2 \quad (1)$$

缺失样本:

$$\left\| X_i^{(v)} - D^{(v)}\left[E^{(v)}\left(\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \hat{W}_k X_k^{(v)}\right)\right] \right\|_2^2 \quad (2)$$

其中:

$$\hat{W}_k = \frac{1}{M-1} \sum_{m=1, m \neq v}^M W_k^{(m)} \quad (3)$$

式中:  $K$  为缺失样本的近邻样本数,  $\hat{W}_k$  为由其他

所有视图对应该视图下缺失样本的样本与其  $K$  个近邻之间权重的平均值,  $X_i^{(v)}$  为缺失样本周围的  $K$  个近邻样本。

定义所有视图下的重建损失公式为:

$$L_{RE} = \frac{1}{NM} \sum_{i=1}^N \sum_{v=1}^M l_i^{(v)} \quad (4)$$

式中:  $N$  为样本数,  $M$  为视图数。在视图样本不缺失的情况下,  $l_i^{(v)}$  为公式(1), 当视图样本缺失时,  $l_i^{(v)}$  为公式(2)。

## 1.2 图神经网络视图特征提取

在获得预处理和特征提取的数据后, 由于航道应用场景的复杂性, 传统的卷积神经网络在处理复杂多变的数据无法获得良好的效果, 因此使用图神经网络进行图数据的处理。

GNN(graph neural networks, 图神经网络)是一种应用于处理图结构数据的神经网络。与传统的神经网络处理向量和矩阵数据不同, GNN 处理由节点和边构成的图结构数据。GNN 的核心思想是在节点之间共享信息和传递信息。具体来说, GNN 在每个节点上执行相同的神经网络模型, 并使用节点之间的边来交换信息。通过在图中不断迭代传递信息和更新节点的状态, GNN 可将全局图结构的信息编码到每个节点的状态中, 从而使节点具有更丰富的表示能力。

图卷积神经网络可以针对航道不同视图的每个特征进行处理, 将每个特征作为一个节点, 通过每个节点的相邻节点和更远节点之间的状态, 找到反映不同特征节点的关系表示。具体来说, 每个节点的特征向量可以拓展为一个  $d$  维的向量,  $x_i \in R^d$ , 假设一个由  $n$  个节点组成的视图, 其相邻矩阵为  $A \in R^{n \times n}$ , 其中  $A_{ij}$  表示节点  $i$  和节点  $j$  之间是否有边。假设计算  $k$  层节点的特征向量  $H^{(k)} \in R^{n \times d^{(k)}}$ , 其中  $d^{(k)}$  表示  $k$  层节点的特征维度, 公式为:

$$H^{(k)} = \sigma(\tilde{D}^{-\frac{1}{2}} \tilde{A} \tilde{D}^{-\frac{1}{2}} H^{(k-1)} W^{(k-1)}) \quad (5)$$

式中:  $\tilde{A}$  为相邻矩阵  $A$  加上自环后的结果, 即  $\tilde{A} = A + I_n$ ,  $I_n$  为  $n$  阶单位矩阵,  $\tilde{D}$  为  $\tilde{A}$  的度矩阵,  $\sigma$  为激活函数,  $W^{(k-1)} \in R^{n \times d^{(k)}}$  为第  $k-1$  层节点特

征向量和第  $k$  层节点特征向量之间的权重矩阵。

公式(5)可以通过节点之间传递信息，并利用节点之间的关系提高特征的丰富度，最后通过激活函数得到特征表示。

### 1.3 整体模型架构

综上所述，通过特定的自编码器对原始视图数据进行预处理，并提取特征信息，再利用图卷积神经网络的自监督对比学习保障聚类结果的准确性，并将学习到的表征映射到标签并嵌入给定的空间中，使聚类效果更具有判别性。同时，多层次对比学习应用于航道复杂视图数据环境任务，能够有效减少视图缺失带来的负面影响，提高图像识别的准确性。

模型损失函数由以下公式表示：

$$L=L_{RE}+\lambda L_Q \quad (6)$$

式中： $L_{RE}$  为进行缺失视图恢复的特征提取函数， $L_Q$  为图卷积神经网络的局部信息对比函数， $\lambda$  为权重系数，表示不同函数在模型中所占权重。

## 2 案例分析

### 2.1 模型应用分析

模型以京杭运河济宁段船舶为图像采集系统数据源，进行模型训练，验证本分析方法的可行性。选取的船舶截图数据场景较多、遮挡方式及程度不一致、船舶种类和航道标志物均存在明显差异，分析结果验证了模型具有良好的泛用能力。数据集是从不同角度和距离拍摄的 1 000 张图片，分别包含散货单船、拖船、集装箱船、执法船等。数据中船舶典型样式见图 2。



a) 散货单船



b) 拖船



c) 集装箱船



d) 执法船

图 2 不同类别船舶

通过多视图聚类算法对图像进行处理，并结合图像识别算法对济宁航道数据集图像进行识别，该模型可较为精准地识别和标记位于不同区域且存在遮挡的船舶，获得较好的平均准确度 (average precision, AP)，图像处理效果对比见表 1。

表 1 图像处理效果对比

船舶种类	未经处理 AP/%	处理后 AP/%
散货单船	57.07	82.16
拖船	61.49	82.85
集装箱船	86.76	88.34
执法船	73.31	84.63

### 2.2 应用效果

在航道工程中，应用新部署的模型算法有效地提高了图像质量，提升平台数据分析能力。图

像处理算法的应用使管理人员可通过平台了解实时准确的数据以及关联数据分析结果,并进一步将视图结果与船舶档案、船舶类型、重点船舶、异常船舶等船舶监管数据相匹配。通过系统对不同情况的船舶使用不同类型的标签,直观地进行区分,方便监管人员识别与跟踪船舶。

通过采集 AIS、雷达、北斗等多种设备基站信号,对同一对象的多个运动模型进行对比匹配,进行统一转换、处理,形成统一的轨迹数据,实现船舶多源信号、多区域目标融合。当同一艘船舶识别出存在多种类型数据时,基于图像处理算法模型,将处理结果与该船舶其他类型的轨迹数据进行比较,根据重合程度进行匹配,并融合为同一目标,在船舶行驶的每个时空区域内选取精度和时效性更高的信号作为轨迹。

算法可进一步分析辖区范围内的船舶融合轨迹<sup>[8]</sup>,在形成融合轨迹数据后,代入模型判断轨迹特征。当船舶轨迹与模型存在不符合度时,根据偏差程度判断船舶是否异常行驶,推送预警信息。而且在处理过程中,如果存在视图识别问题而无法匹配到 AIS、北斗信号的情况,即船舶主动关闭定位装置,或者信号位置、频率与模型不符时,系统也可实现自动预警。

### 3 结语

1) 图像处理算法突破了以往仅仅对视频视图数据进行直接利用,对船舶自身特征、船舶位置信息、航道抓拍图像数据进行预处理,通过整合各区域视图数据资源、数字航道数据资源、船舶数据资源以及其他信息系统数据资源,构建统一的分析处理算法,提升模型算法的准

确性和实用性。

2) 大数据分析挖掘的目的是从所掌握的无序的、分散的数据中,通过梳理和构建模型,揭示不同数据的关联性,从而在实际应用中发挥数据资源更大的价值。对船舶特征和航道数据进行梳理,可以更加精准地获得船舶行驶中的各项数据,并以此辅助管理决策。

### 参考文献:

- [1] 丰玮,李芬,王迅. 基于激光传感器的内河船舶交通量观测系统的研究与应用[J]. 中国水运(下半月), 2012, 12(2): 61-63.
- [2] SHAO W, HE L, YU P S. Multiple Incomplete Views Clustering via Weighted Nonnegative Matrix Factorization with Regularization [C]// European Conference on Machine Learning and Knowledge Discovery in Databases, Porto: [s. n.], 2015: 318-334.
- [3] RAI N, NEGI S, CHAUDHURY S, et al. Partial multi-view clustering using graph regularized NMF [C]// 23rd International Conference on Pattern Recognition (ICPR), Cancun: [s. n.], 2016: 2192-2197.
- [4] 赵龙. 基于多流形正则化非负矩阵分解的多视图聚类[D]. 大连: 大连理工大学, 2015.
- [5] HU M L, CHEN S C. Doubly aligned incomplete multi-view clustering [C]//IJCAI-ECAI, Stockholm: [s. n.], 2018: 2262-2268.
- [6] 黄晓辉. 高维数据的若干聚类问题及算法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2015.
- [7] 朱信忠. 多视图聚类算法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [8] 宋晨晨. 面向智慧航道的传感网布局规划与能效优化[D]. 大连: 大连海事大学, 2021.

(本文编辑 赵娟)