

doi:10.3969/j.issn.1673-9833.2025.02.005

基于图神经网络的瑜伽动作多特征融合识别算法

王嫣祺

(安徽师范大学 皖江学院, 安徽 芜湖 241000)

摘要: 针对现有瑜伽动作识别方法不能挖掘动作与形体特征等深层次信息的问题, 提出了一种基于多特征融合图神经网络的改进瑜伽动作识别算法, 该算法利用瑜伽的动作历史和形体信息, 结合多特征融合和图神经网络的优势, 通过建模形体和动作之间的关系图, 得到形体信息对不同瑜伽动作类别的影响程度, 以及历史动作的长时和短时性。在实验中, 对比了该方法与其他算法在瑜伽动作识别任务中的表现。结果表明, 该方法在准确率、精确率、召回率和 F_1 值等指标上有明显的提高, 证明了该瑜伽动作识别算法的有效性。

关键词: 瑜伽动作识别; 多特征融合算法; GNN; 图像识别

中图分类号: TP183

文献标志码: A

文章编号: 1673-9833(2025)02-0028-06

引文格式: 王嫣祺. 基于图神经网络的瑜伽动作多特征融合识别算法 [J]. 湖南工业大学学报, 2025, 39(2): 28-33.

Yoga Kinesis Multi-Feature Fusion Recognition Algorithm Based on Graph Neural Network

WANG Yanqi

(Wanjiang College, Anhui Normal University, Wuhu Anhui 241000, China)

Abstract: In view of the problem found in existing yoga kinesis recognition methods for their failure to mine deep level information such as kinesis and physical features, an improved yoga kinesis recognition algorithm, which is based on multi-feature fusion graph neural network, has thus been proposed. This algorithm utilizes the kinesis record and physique information in the process of yoga, with the advantages of multi-feature fusion and graph neural network combined together. By modeling the relationship between kinesis forms and action, the degree of influence of physique information on different yoga kinesis categories, as well as the short duration and long duration of historical actions, can be obtained. In the experiment, a comparison is made between the performance of the proposed method and other algorithms in yoga kinesis recognition tasks. The results show that the proposed method is characterized with a significant improvement in accuracy, accuracy, recall rate and F_1 value, thus verifying the effectiveness of the Yoga kinesis recognition algorithm.

Keywords: Yoga kinesis recognition; multi-feature fusion; GNN; image recognition

0 引言

基于视频图像的瑜伽动作识别是一项具有重要

意义的研究领域, 可以为瑜伽训练提供更好的指导和反馈。传统瑜伽动作识别算法主要依赖于多种传感器数据和手工分析等特征提取方法。G. Johansson^[1] 利

收稿日期: 2023-10-08

基金项目: 安徽省教育厅高等学校省级质量工程基金资助项目 (2021jyxm0526)

作者简介: 王嫣祺, 安徽师范大学讲师, 主要研究方向为体育教学质量体系改革, E-mail: Wyq1924@163.com

用移动光点实验对试验人员各个关节处安装的发光点进行分析,对试验人员的动作进行识别。杨巨成等^[2]对基于图卷积神经网络的人体骨架动作识别技术进行研究并分析,详述了图卷积模型在人体骨架动作识别领域的研究进展。袁冠等^[3]从传感器空间分布角度出发,基于传感器的空间位置信息,借助图神经网络对手势数据之间的空间关联性进行表征,并引入门控循环单元解决手势的时序性和长距离依赖问题,增强手势识别性能。这些方法都有效地增强了动作识别的准确性,但是较少应用于识别瑜伽动作研究,同时也无法充分利用多源数据的信息以及特征提取过程繁琐且容易引入人为偏差。

为解决这些问题,本研究提出了一种基于多特征融合图神经网络(multi-feature fusion graph neural networks, MFF-GNNs)的瑜伽动作识别算法。该算法利用了多种数据,包括姿态、运动轨迹等信息,同时该算法还利用了图神经网络(graph neural networks, GNNs)来对这些多源数据进行建模和融合^[4-6],从而得到更全面、更准确的特征表示。通过学习数据之间的关系和依赖,该算法能够更好地识别和区分不同的瑜伽动作。相较于传统方法,基于多特征融合图神经网络的瑜伽动作识别算法能够充分利用多源数据的信息,从中提取更全面、更准确的特征表示,从而实现更准确和可靠的瑜伽动作识别,同时可以应用于不同类型和难度的瑜伽动作识别任务。这一算法对于瑜伽动作视频图像识别应用具有重要的参考意义。

1 多特征融合图神经网络算法

1.1 多特征融合技术

基于多特征融合图神经网络的瑜伽动作识别算法利用多个数据源和特征提取器提取的特征,通过融合这些特征来提高识别模型的性能。多特征融合技术可以采用简单的加权平均或更复杂的方法,如堆叠、级联或平行组合来实现。多特征融合技术已被广泛应用于图像识别、自然语言处理、语音识别等领域。在瑜伽动作识别任务中,多特征融合可以将来自不同特征提取器的特征结合起来,如姿态、运动轨迹和力度等特征,以提高分类器的性能。然而,在实际应用中,多特征融合也面临一些问题。首先是特征选择的问题,需要选择哪些特征进行融合,选择不准确或冗余的特征可能导致分类器性能下降;其次是特征权重问题,确定特征权重是一个挑战,需要通过试验和调整来确定合适的权重。

基于多特征融合图神经网络的瑜伽动作识别算

法通过综合考虑多个数据源和特征提取器的特征,克服了单一特征的局限性,提高了瑜伽动作识别的准确性和鲁棒性。通过合理选择特征和确定特征权重,该算法能够更好地识别和区分不同的瑜伽动作,为瑜伽爱好者提供更准确的指导和反馈。这一算法在瑜伽动作识别领域具有重要的应用价值。

1.2 图神经网络

基于多特征融合图神经网络的瑜伽动作识别算法利用图神经网络处理瑜伽动作数据。GNNs通过节点之间的连接和关系进行信息传递和学习^[7-10],能够更好地捕捉图中的复杂关系和模式。该算法的基本思想是将每个节点的特征与其相邻节点的特征结合起来更新节点特征,使节点逐渐获得更丰富的语义信息,提升模型的表示能力和推理能力。

在瑜伽动作识别任务中,将瑜伽动作数据建模为图结构,其中每个节点表示一个瑜伽动作,节点之间的边表示它们之间的关系。通过将用户的历史行为和其他上下文信息构建^[10-11],构建出一个兴趣图谱。然后,利用GNNs模型对这个图谱进行学习,得到节点的特征向量表示。最后,使用分类器对这些向量进行分类,实现瑜伽动作的识别。

基于多特征融合的瑜伽动作识别算法能够利用用户行为和其他上下文信息,通过GNNs模型从图结构中挖掘出隐含的用户兴趣和瑜伽动作的相似性,提高识别的准确性和个性化程度。然而,为了使模型具备足够的泛化能力,需要充分的用户行为数据进行训练。此外,还需要考虑数据的质量和隐私保护等问题,以确保算法的可靠性和可行性。

2 多特征融合图神经网络瑜伽动作识别

2.1 瑜伽动作识别理论基础

多特征融合图神经网络是一种结合了多特征融合算法和图神经网络的节点分类算法。该算法能够同时利用节点属性特征和图结构信息,用于瑜伽动作识别任务。本研究旨在通过对瑜伽动作的多样性特征进行建模和训练,实现更准确、更有效的瑜伽动作识别。在研究中使用了包含瑜伽动作的视频数据集,并提取了多种特征,包括动作的空间特征、时间特征和频域特征。这些特征能够捕捉到瑜伽动作的姿势、运动轨迹和频率信息等。同时,还构建了瑜伽动作的图结构,将不同动作之间的关系表示为图中的边。这样,可以将节点属性特征和图结构信息结合起来,利用MFF-GNNs进行节点分类,即瑜伽动作的识别。

通过将多个特征融合到图神经网络中, MFF-GNNs 能够充分利用瑜伽动作的多样性特征, 提高识别的准确性和鲁棒性。该算法的优势在于能够同时考虑节点属性和图结构信息, 从而更全面地描述瑜伽动作的特征。通过对多个特征进行建模和训练, MFF-GNNs 能够更好地捕捉到瑜伽动作的细微变化和模式, 实现更准确和可靠的瑜伽动作识别。

瑜伽动作识别算法流程如下。

1) 数据整理。首先, 要把初始数据变为图形数据格式。每个点都有其独特的属性, 而且这些点之间可能有联系。图的结构可以通过邻接表、边的集合等方法展示。

2) 属性分析。对于图中的每个点, 要从它的属性中筛选出关键信息。可以采用传统的分析手段, 如 PCA (principal component analysis)、LDA (linear discriminant analysis), 或者采用深度学习技术, 如 CNN、RNN。

3) 图形卷积网络应用。利用图的结构, 用图形卷积网络 (graph convolutional network, GCN) 来进一步分析点的属性。GCN 能够分析图形结构的网络, 并通过汇总邻近点的信息来更新每个点的属性描述。

4) 属性融合。把点的属性和图的信息结合起来。可以用简单的方法, 如权重平均, 或者更高级的方法, 如门控功能、关注功能等。

5) 输出部分。最终, 把结合后的属性描述输入到输出部分, 进行点的分类或预测。所用的分类工具是 MLP (multilayer perceptron)。

瑜伽动作识别算法整体流程如图 1 所示。

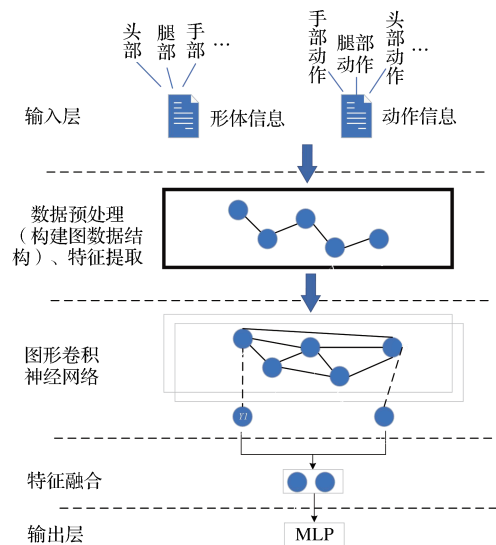


图 1 多特征融合图神经网络识别算法流程

Fig. 1 Multi-feature fusion graph neural network recognition algorithm process

2.2 瑜伽动作识别算法设计

瑜伽动作识别是指通过分析和识别人体在进行瑜伽动作时的姿势和动作, 来实现对瑜伽动作的自动识别和分类。基于多特征融合图神经网络的瑜伽动作识别算法可以通过融合多种特征信息, 利用图神经网络模型对瑜伽动作数据进行建模和分类预测。假设有 N 个样本和 M 个瑜伽动作类别, 每个样本都有 K 个特征 (如关节角度、身体姿势、运动速度等)。将这些特征表示为一个初始特征矩阵, u 表示用户节点, p 表示瑜伽动作节点。 X_u 表示用户节点的原始输入特征, X_p 表示瑜伽动作节点的原始输入特征:

$$X_u \in \mathbf{R}^{N \times K}, \quad (1)$$

$$X_p \in \mathbf{R}^{M \times K}. \quad (2)$$

之后, 用图神经网络方案对瑜伽体式数据进行建模与类别预测。该网络通过顶点间的相互关联和信息交换进行学习, 以更准确地识别图内的复杂连接和规律。在瑜伽体式辨识任务上, 图神经网络能进一步解读和学习顶点属性, 以提高瑜伽体式分类的准确度。在此网络体系里, 多层卷积和过滤功能被用于解析顶点的局部与全域特点。最终, 用分类段 (如全连接层) 对顶点属性进行类别预测, 从而实现瑜伽体式的准确识别。借助多属性整合的图神经网络方案, 能最大化地利用瑜伽体式数据中的各项属性, 并通过图模型和信息交换提升瑜伽体式识别的准确性和鲁棒性。但为了模型能更广泛地应用, 还需要大量的瑜伽体式数据来进行训练和测试, 确保模型能适应多样的瑜伽体式, 并有较广的适用范围。

本算法选择了两层的 GCN 模型, 其中第一层 GCN 的输出为 $H_u \in \mathbf{R}^{N \times F}$ 和 $H_p \in \mathbf{R}^{M \times F}$ 。其中 $H_u^{(1)}$ 为用户在第 1 层的隐藏特征表示, $H_p^{(1)}$ 为瑜伽动作节点在第 1 层的隐藏特征表示。采用以下公式计算 GCN 输出:

$$H_p^{(1)} = \sigma \left(\hat{D}_p^{-\frac{1}{2}} \hat{A}_{up} \hat{D}_p^{-\frac{1}{2}} X_p W^{(0)} \right), \quad (3)$$

$$H_u^{(1)} = \sigma \left(\hat{D}_p^{-\frac{1}{2}} \hat{A}_{pu} \hat{D}_p^{-\frac{1}{2}} X_u W^{(0)} \right). \quad (4)$$

式 (3) (4) 中: $\hat{A}_{up}$ 为用户 - 瑜伽动作邻接矩阵; $\hat{A}_{pu}$ 为瑜伽动作 - 用户的邻接矩阵; $\hat{D}_u$ 和 $\hat{D}_p$ 为用户和瑜伽动作节点的度矩阵, 分别为每个用户节点与多少个瑜伽动作节点相连、每个瑜伽动作节点和多少个用户相连, 用于对邻接矩阵进行归一化, 其对角线元素为 $\hat{D}_{ui, j} = \sum_j \hat{A}_{ui, j}$ 和 $\hat{D}_{pi, j} = \sum_j \hat{A}_{pi, j}$; $W^{(0)}$ 为第一层 GCN 的权重矩阵; σ 为激活函数。

然后将多个特征融合在一起, 得到一个综合特征向量 $h_{i, u}$ 和 $h_{j, p}$ 。 $h_{i, u}$ 表示用户节点 u 在第 i 层的最终

特征表示, 通过将用户节点的隐藏特征和初始输入特征进行拼接得到。 $\mathbf{h}_{j,p}$ 表示瑜伽动作节点 p 在第 j 层的最终特征表示, 通过将瑜伽动作节点的隐藏特征和初始输入特征进行拼接得到。

$$\mathbf{h}_{i,u} = \text{concat}(\mathbf{H}_{i,u}^{(1)}, \mathbf{X}_{i,u}), \quad (5)$$

$$\mathbf{h}_{j,p} = \text{concat}(\mathbf{H}_{j,p}^{(1)}, \mathbf{X}_{j,p}). \quad (6)$$

式中: concat 为拼接操作, 这里将 GCN 的输出和原始特征进行拼接, 以便于综合利用多种信息。

最后将瑜伽动作的综合特征向量传入多层感知机 (MLP) 中进行瑜伽动作的分类识别:

$$\mathbf{z}_{i,j} = \sigma(\mathbf{h}_{i,u} \mathbf{W}^{(1)} \mathbf{h}_{j,p}^T + b). \quad (7)$$

式中: $\mathbf{W}^{(1)}$ 为 MLP 的权重矩阵; b 为偏置项, 调整线性组合的输出; $\mathbf{z}_{i,j}$ 为用户 i 和瑜伽动作 j 的相似性。得分越高, 表示该动作越有可能是用户正在执行的瑜伽动作。

3 实验与分析

3.1 实验数据及预处理

YogaPose Recognition Dataset 是一个公开的瑜伽动作识别数据集, 如图 2, 包含多个瑜伽动作的视频和标注信息。每个视频记录了一个完整的瑜伽动作过程, 并附带了动作类别标签。数据集的内容包括瑜伽动作的视频数据和相应的标注信息。视频数据以标准的视频格式存储, 包含了连续帧图像序列, 以展示瑜伽动作的完整过程。标注信息为每个视频提供了动作类别标签, 用于指示所展示瑜伽动作的类别。标签可以是预定义的瑜伽动作类别, 如树式姿势、下犬式、猫式等, 也可以是自定义的类别。



图2 YogaPose Recognition 数据集

Fig. 2 YogaPose Recognition dataset

图2所示数据集具有多样性、多角度拍摄和多人示范等特点。多样性体现在数据集中涵盖了多个不同的瑜伽动作, 包括不同难度级别和针对不同身体部位的锻炼目标, 从而提高了模型的泛化能力。多角度拍摄意味着每个瑜伽动作的视频可能从不同的角度进行拍摄, 以更好地捕捉动作的细节和特征, 从而提高了瑜伽动作识别的准确性。多人示范模拟了真实场景中的多样性, 使得模型能够更好地适应不同人的动

作, 提高了其适应性和鲁棒性。

3.2 实验软硬件环境设置

本文的实验基于 Windows10 操作系统, 处理器选用 i9-13900, GPU 选用 RTX 3080, 计算机运行内存为 16 GB。GPU 的内存为 12 GB。深度学习框架采用 PyTorch、PyCharm 开发工具。表1为实验部分的软硬件参数。

表1 软硬件及其参数

硬件	型号	软件	配置
处理器	i9 13900	操作系统	Windows 10
图形处理器	RTX 3080	软件	Pycharm3.4
存储器	SSD	数据集	YogaPose Recognition

3.3 实验结果及分析

为了深入探讨多特征融合图神经网络在实际应用中的表现, 采用了前述的数据集。这些数据集涵盖了各种瑜伽动作, 为了确保准确性, 根据瑜伽动作的不同类别进行了详细识别。为了更全面地评估其性能, 将该算法与其他流行的模型进行了比较。

实验中训练了多种模型, 以便从多个角度进行评估。首先, 选择了传统的机器学习模型, 即支持向量机 (SVM) [12]。接着选择了两个基础模型: Resnet50 和 LSTM。然后, 为了进一步提高性能, 使用了 RNN-CNN, 该网络可以同时捕捉时序和空间信息; 而 LSTM-CNN 则结合了 LSTM 的时序处理能力和 CNN 的图像处理能力 [13], 所有这些模型的训练结果都整合在表2中。

表2 不同模型的实验结果对比

模型	准确率 / %	召回率 / %	F_1 / %
SVM	78.20	72.76	79.30
Resnet50	70.90	72.98	73.59
LSTM	85.35	86.41	87.45
RNN-CNN	86.96	86.52	86.16
LSTM-CNN	86.76	89.76	88.65
MFF-GNNs	90.05	92.98	91.76

由表2可知, 在实验中, 机器学习算法 SVM 的表现呈现出一种中等的趋势。具体来说, 它的各项性能指标位于深度学习模型和深度学习组合模型之间。这意味着, 尽管 SVM 在某些任务中可能是一个强大的工具, 但在这个特定的瑜伽动作识别任务中, 它的表现并不尽如人意。深度学习模型 Resnet50 在这次分类任务中的表现也不理想, 尽管其对动作图像进行了深入的特征提取, 试图从中获取更多信息, 但 Resnet50 在处理这些特征时仍然显得力不从心。这可

能是因为 Resnet50 主要针对的是常规的图像分类任务^[14], 而瑜伽动作识别涉及的特征可能与常规任务有所不同。相对而言, MFF-GNNs 与 LSTM-CNN, 在各项性能指标上都展现出了显著的优势。这一发现表明, 当处理那些特征维度复杂、且不同维度之间存在强烈相互关联的数据时, 图神经网络似乎更具优势。这种相互关联可能是因为瑜伽动作的某些部分与其他部分有着密切的联系, 而图神经网络能够有效地捕捉这些关系。值得一提的是, MFF-GNNs 的 F_1 值在所有 7 组对比模型中最高。这一结果进一步证明了 MFF-GNNs 在瑜伽动作识别任务中的卓越性能, 它不仅在单一的指标上表现出色, 而且在整体上也展现出了最佳的效果。表 3 为不同算法对不同瑜伽动作类别识别的准确率结果。

表 3 不同动作在不同模型下的实验结果对比

Table 3 Comparison of experimental results with different models adopted of different actions %

模型	冥想 准确率	树式姿势 准确率	下犬式 准确率	猫式 准确率
SVM	85	75	90	80
Resnet50	91	82	92	88
LSTM	92	80	88	82
RNN-CNN	93	82	89	85
LSTM-CNN	90	85	90	87
MFF-GNNs	95	93	94	90

图 3、图 4 展示了各个算法训练 120 轮的准确率变化曲线和最终稳态时的准确率统计直方图结果。

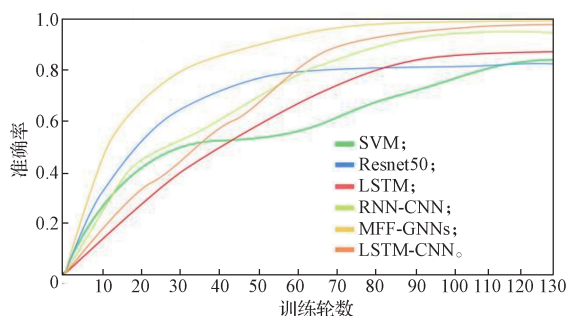


图 3 不同方法的准确率变化曲线

Fig. 3 Accuracy rate change curves for different methods

从图 3 中可以看到, MFF-GNNs 相较于其他算法准确率在整个 120 轮的训练轮数下更高, 也最先达到稳态, 算法具有较高的鲁棒性和稳定性。

由图 4 可知, MFF-GNNs 算法的识别准确率最高, 其次是 RNN-CNN 算法, 然后是 LSTM-CNN, 再然后是 LSTM, SVM 较差, 最低的是 Resnet50 算法的结果, 只有 70.2%。这表明 MFF-GNNs 算法具有较高的运算效率和识别准确性, 以及其在瑜伽动作识别领域中具有较高的应用价值。

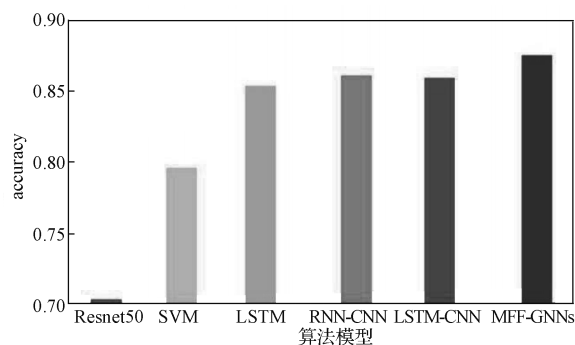


图 4 不同模型的准确率统计直方图

Fig. 4 Accuracy statistical histogram for different models

4 结语

本文采用了多属性整合的图神经网络进行瑜伽体式辨识试验。此方法能迅速地模拟和分类瑜伽体式的特点, 确保瑜伽体式的准确辨识。经过与其他算法的比较试验, 数据显示 MFF-GNNs 网络在瑜伽体式辨识上拥有更高的准召率和 F_1 分数, 超过了常规的机器学习和深度学习算法。而且, MFF-GNNs 网络在辨识不同的瑜伽体式上也有出色的表现, 进一步证明了它在多变性和 YogaPose Recognition 数据集中的稳健性和广泛应用性。

然而, 本次实验的数据集范围有限, 来自同一来源, 因此在今后研究中, 应考虑从其他来源收集更丰富的数据, 以拓展算法的应用场景并提升其分类效果。此外, 还可以深入研究 MFF-GNNs 算法及其扩展, 探索更多的特征融合方式和图神经网络结构, 以进一步提升瑜伽动作识别的性能和效果, 更好地服务于瑜伽爱好者和健身领域。这些研究可以进一步推动瑜伽动作识别领域的发展, 并为实际应用于相关瑜伽训练分析指导提供更好的支持。

参考文献:

- [1] JOHANSSON G. Visual Perception of Biological Motion and a Model for Its Analysis[J]. Perception & Psychophysics, 1973, 14(2): 201-211.
- [2] 杨巨成, 张泉钰, 王波, 等. 基于图卷积神经网络的人体骨架动作识别研究进展[J]. 天津科技大学学报, 2023, 38(6): 1-11.
YANG Jucheng, ZHANG Quanyu, WANG Bo, et al. Review of Human Skeleton Action Recognition Based on Graph Convolution Neural Network[J]. Journal of Tianjin University of Science & Technology, 2023, 38(6): 1-11.
- [3] 袁冠, 邴睿, 刘肖, 等. 基于时空图神经网络的手势识别[J]. 电子学报, 2022, 50(4): 921-931.
YUAN Guan, BING Rui, LIU Xiao, et al. Spatial-

- Temporal Graph Neural Network Based Hand Gesture Recognition[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2022, 50(4): 921–931.
- [4] 马 华, 王 清, 韩忠东, 等. 决策树分类算法在个性化图书推荐中的应用 [J]. *软件*, 2012, 33(8): 100–101, 104.
MA Hua, WANG Qing, HAN Zhongdong, et al. Application of Decision Tree Algorithm to Personalized Recommendation Book[J]. *Software*, 2012, 33(8): 100–101, 104.
- [5] 黄发良, 冯 时, 王大玲, 等. 基于多特征融合的微博主题情感挖掘 [J]. *计算机学报*, 2017, 40(4): 872–888.
HUANG Faliang, FENG Shi, WANG Daling, et al. Mining Topic Sentiment in Microblogging Based on Multi-Feature Fusion[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2017, 40(4): 872–888.
- [6] 曾 志, 吴财贵, 唐权华, 等. 基于多特征融合和深度学习的商品图像分类 [J]. *计算机工程与设计*, 2017, 38(11): 3093–3098.
ZENG Zhi, WU Caigui, TANG Quanhua, et al. Classification of Commodity Image Based on Multi-Feature Fusion and Depth Learning[J]. *Computer Engineering and Design*, 2017, 38(11): 3093–3098.
- [7] 徐冰冰, 岑科廷, 黄俊杰, 等. 图卷积神经网络综述 [J]. *计算机学报*, 2020, 43(5): 755–780.
XU Bingbing, CEN Keting, HUANG Junjie, et al. A Survey on Graph Convolutional Neural Network[J]. *Chinese Journal of Computers*, 2020, 43(5): 755–780.
- [8] ZHOU J, CUI G Q, HU S D, et al. Graph Neural Networks: A Review of Methods and Applications[J]. *AI Open*, 2020, 1: 57–81.
- [9] 何 川, 侯 进, 李金彪. 基于图神经网络的百万数
据人脸聚类 [J]. *微电子学与计算机*, 2022, 39(7): 24–35.
HE Chuan, HOU Jin, LI Jinbiao. Face Clustering Based on Graph Neural Network for Millions of Data[J]. *Microelectronics & Computer*, 2022, 39(7): 24–35.
- [10] FAN W Q, MA Y, LI Q, et al. Graph Neural Networks for Social Recommendation[C]//The World Wide Web Conference. San Francisco: ACM, 2019: 417–426.
- [11] LU W, LI Z, CHU J H. Adaptive Ensemble Undersampling-Boost: A Novel Learning Framework for Imbalanced Data[J]. *Journal of Systems and Software*, 2017, 132: 272–282.
- [12] LI X, GENG S. Research on Sports Retrieval Recognition of Action Based on Feature Extraction and SVM Classification Algorithm[J]. *Journal of Intelligent & Fuzzy Systems*, 2020, 39(4): 1–12.
- [13] 张鹏鑫, 李连营, 杨 敏, 等. 顾及运动行为特征变化的船舶轨迹分类模型 [J]. *测绘科学*, 2023, 48(5): 25–34.
ZHANG Pengxin, LI Lianying, YANG Min, et al. A Ship Trajectory Classification Model Considering Changes in Characteristics of Motion Behavior[J]. *Science of Surveying and Mapping*, 2023, 48(5): 25–34.
- [14] 刘 现, 郑华伟, 张海佳. 基于 ResNet50 神经网络的荔枝表皮缺陷检测研究 [J]. *科技与创新*, 2023(17): 64–67.
LIU Xian, ZHENG Huawei, ZHANG Haijia. Detection of Litchi Epidermal Defects Based on ResNet50 Neural Network[J]. *Science and Technology & Innovation*, 2023(17): 64–67.

(责任编辑: 申 剑)