

doi: 10.16104/j.issn.1673-1891.2024.04.010

基于改进多全卷积网络(MFCN)的排球动作识别技术研究

安庆标

(安徽城市管理职业学院公共教学部,安徽合肥 230011)

摘要:针对排球运动群体动作识别精度差、识别率低的问题,提出了一种智能化的排球动作识别技术。该技术采用多全卷积网络(multi fully convolutional networks, MFCN)提取运动者特征数据,并通过马尔可夫随机场修正模型;然后引入双重注意力模型强化特征关注,降低关键特征数据丢失问题。运用该模型对排球动作识别进行测试,结果表明:在单人排球动作识别中准确率为 0.986,识别精度与收敛速度高;在群体排球动作识别中准确率为 0.962,优于同类模型。研究模型在实际场景应用中具有出色的效果,可为体育动作的识别及视觉技术的改进提供技术参考。

关键词:排球运动;全卷积网络;马尔科夫随机场;双重注意力模型

中图分类号:G842;TP391.41 文献标志码:A 文章编号:1673-1891(2024)04-0073-08

Research on Volleyball Action Recognition Technology Based on Improved Multiple Fully Convolutional Networks (MFCN)

AN Qingbiao

(Department of Public Teaching, Anhui Vocational College of City Management, Hefei 230011, Anhui, China)

Abstract: Aiming at the problems of poor recognition accuracy and low recognition rate of group actions in volleyball sports, an intelligent volleyball action recognition technology is proposed. The technology uses multi fully convolutional networks (MFCN) to extract the feature data of the athletes and corrects the model through the Markov random field. Then, the dual attention model is introduced to strengthen the focus on feature attention and reduce the problem of key feature data loss. Using the model to test volleyball action recognition, the results show that the accuracy rate of single-person volleyball action recognition is 0.986, and the recognition accuracy and convergence speed are high. The accuracy rate of group volleyball action recognition is 0.962, which is better than that of similar models. The research model has excellent results in practical scene applications, and can provide a technical reference for the recognition of sports actions and the improvement of visual technologies.

Keywords: volleyball sport; fully convolutional network; Markov random field; dual attention model

0 引言

排球运动,作为一项深受人们喜爱的集体性球类运动,考验人的竞技能力与团队协作能力,需要

运动员巧妙地配合与灵活反应能力以获得胜利^[1]。

近年来,随着人工智能技术的进步,动作视觉技术应用在了排球运动场景,排球动作识别将能更准确判断运动员运动状况,为排球运动评估与指导提供

收稿日期:2024-08-25

基金项目:2023年安徽省高校科研重点项目(2023AH051489)。

作者简介:安庆标(1982—),男,安徽怀远人,副教授,硕士,研究方向:学校体育改革与发展、体育管理与系统工程,e-mail:12946654345@qq.com。

有力支持^[2]。目前,常见的排球动作识别技术主要有卷积神经网络、长短时记忆网络、脉冲神经网络等。李红艳等^[3]报道,在舞蹈教学研究中,为了对舞蹈动作进行更有效评估,将人机互动系统应用于舞蹈教学过程;该技术采用长短期记忆构建深度识别模型,并对参数问题进行改进;实验分析显示,该模型识别准确性较高,但面临模型参数化问题。侯皖东等^[4]为了提升排球动作识别效果,提出一种基于动作连续帧的识别技术;其中,采用尺度不变特征转换算法对运动员动作特征进行采集,同时利用时空骨架图特征分析;实验分析表明,该技术在排球动作识别中效果出色,且延迟较低。在实际场景应用中,由于排球运动的复杂性与群体性,传统动作识别技术面临识别效率低、识别精度不足等问题。因此,为了提高排球动作识别效果,本研究提出一种基于改进多全卷积网络(multi fully convolutional networks, MFCN)的排球动作识别技术。该技术有

2点创新:其一是研究引入了双重注意力模型来强化特征关注,从而降低了关键特征数据丢失的问题;其二是将全卷积网络与马尔科夫随机场相结合,形成了一种全新的排球动作识别框架,有效提高了识别的精度。该技术将为排球动作精准评估及指导提供技术支持。

1 基于改进 MFCN 的排球动作识别模型构建

1.1 基于 MFCN 的排球动作识别模型构建

排球作为热门的体育类运动,近年来受到越来越多人喜欢。为了更好地评估排球运动员运动效果,通常会对运动员动作进行采集识别。但排球运动作为一种灵活性高的群体运动,单一的视频图像记录无法对运动群体行为进行检测建模。因此,本研究提出一种基于多全卷积网络(multi fully convolutional networks, MFCN)排球动作识别技术,实现排球运动群体动作识别,其技术流程如图 1 所示。

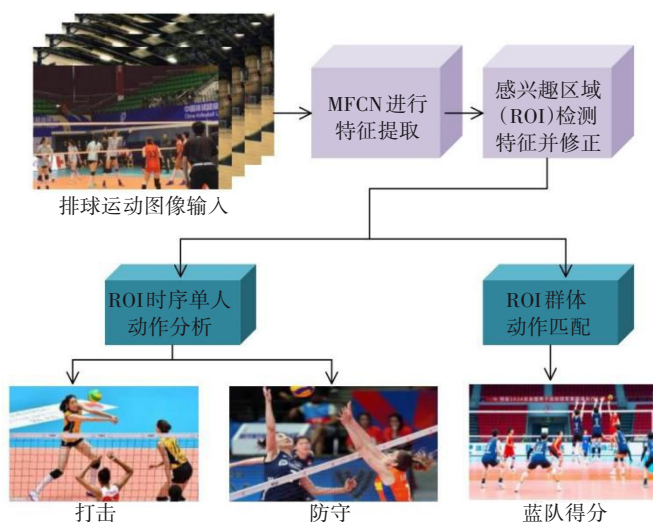


图 1 基于 MFCN 的排球动作识别技术流程

在排球动作识别中,采用 MFCN 进行多级特征提取。假设输入图像为 I ,其表达如式(1)所示。

$$I \in R^{H \times W \times C} \tag{1}$$

式中: H 、 W 和 C 分别表示图像的高度、宽度和通道数。将输入图像通过一系列的卷积层和池化层,得到不同尺度的特征图^[5]。假设研究有 N 个卷积层,第 i 个卷积层的输出特征图 F_i 如式(2)所示。

$$F_i \in R^{H_i \times W_i \times D_i} \tag{2}$$

式中: H_i 、 W_i 和 D_i 分别表示第 i 个卷积层输出特征图的高度、宽度和通道数。定义函数 $f(\cdot)$ 来表示卷积操作,那么第 i 个卷积层的输出特征图如式(3)所示。

$$F_i = f(F_{i-1}, I) \tag{3}$$

式中: F_{i-1} 是第 $i - 1$ 个卷积层的输出特征图。本研

究还需要一个池化层来减小特征图的大小,提高计算效率。假设研究有 M 个池化层,第 j 个池化层的输出特征图 $P_j \in R^{H_j \times W_j \times D_j}$,其中, H_j 、 W_j 和 D_j 分别表示第 j 个池化层输出特征图的高度、宽度和通道数。定义函数 $g(\cdot)$ 来表示池化操作,那么第 j 个池化层的输出特征图 P_j 如式(4)所示^[6]。

$$P_j = g(F_{j-1}, I) \quad (4)$$

式中: F_{j-1} 是第 $j-1$ 个池化层的输出特征图。在进行多个排球运动员动作识别中,引入感应兴趣区域(region of interest, ROI),用于单人相互影响下的特征关系提取。将 MFCN 提取的特征图输入深度全卷积网络(deep fully convolutional network, DFCN),得到排球运动员的初检测 ROI 特征^[7]。为提升单人特征数据提取的精准性,采用马尔可夫随机场(Markov random fields, MRF)修正运动员 ROI 特征集合。然后,将目标运动员的 ROI 特征以时间序列形式进行有效推理,从而得到单人动作识别结果。假设 DFCN 的输出特征图为 F_{DFCN} ,如式(5)所示。

$$F_{DFCN} \in R^{H_{DFCN} \times W_{DFCN} \times D_{DFCN}} \quad (5)$$

式中: H_{DFCN} 、 W_{DFCN} 和 D_{DFCN} 分别表示 DFCN 输出特征图的高度、宽度和通道数。此外,定义函数 $h(\cdot)$ 来表示 DFCN 的操作,那么初检测 ROI 计算如式(6)所示。

$$R_{DFCN} = h(F_{DFCN}, I) \quad (6)$$

式中: R_{DFCN} 表示初检测 ROI。

引入 MRF 修正 ROI 特征信息,其输出为 $R_{MRF} \in R^{H_{MRF} \times W_{MRF}}$,其中, H_{MRF} 和 W_{MRF} 分别表示 MRF 输出的行数和列数。定义函数 $k(\cdot)$ 来表示 MRF 的操作,那么修正后的 ROI 特征如式(7)所示。

$$R_{MRF} = k(R_{DFCN}) \quad (7)$$

按照时间序列形式对 ROI 特征集进行有效推理,则单人的动作识别如式(8)所示。

$$P_{single} = l(R_t, R_{MRF}) \quad (8)$$

式中: P_{single} 表示单人识别精度; $l(\cdot)$ 表示满足时间序列关系的函数。对于排球运动群体动作识别,需要将满足时间序列关系的 ROI 特征集输入到一个匹配

递归卷积网络(match recursive neural network, M-RNN)内构建一个群体时序行为模型,通过全连接层以及 Softmax 分类器处理,得到群体行为的预测结果 P_{group} ,如式(9)所示^[8]。

$$P_{group} = \frac{1}{T \times N_c} p(\{R_{1,t}, R_{2,t}, \dots, R_{N,t}\}) \quad (9)$$

式中: T 表示检测帧数目; N_c 表示排球群体行为标签数目; $R_{N,t}$ 表示第 N 个运动员在第 t 个时间步的 ROI 特征数据。

通过上述步骤,便完成了对排球运动员动作的识别。

1.2 基于注意力机制改进的排球动作识别模型构建

在基于 MFCN 的排球运动识别建模中,利用表征个体以及群体的对应特征关系实现了对排球动作的识别。而该识别思路仅考虑全局特征在网络识别中的应用,忽略了局部以及全局中相对关键的特征信息,导致部分图像信息无法被重视,影响模型对排球动作的识别精度^[9]。为了解决上述问题,本研究引入双重注意力机制改进模型,其包含空间注意力模型以及通道注意力模型。前者用于搜寻不同像素之间的关联信息,后者用于构建特征图中通道间的依赖性关系。将 $V \in R_r^{T \times H_r \times W_r \times C_r}$ 作为输入数据,其中 T_r 、 H_r 、 W_r 、 C_r 分别表示时间维度、高度、宽度及通道数。基于空间注意力模型技术流程如图2所示。

在空间注意力模型中,首先利用卷积层对视频 V 中的特征数据进行提取,得到特征图 F_1 如式(10)所示。

$$F_1 = \text{Conv}(V) \quad (10)$$

式中: $\text{Conv}(\cdot)$ 表示卷积操作。

然后,对提取的特征图 F_1 进行全局平均池化,得到向量 F_2 ,计算公式如式(11)所示。

$$F_2 = \text{GlobalAvgPool}(F_1) \quad (11)$$

式中: $\text{GlobalAvgPool}(\cdot)$ 表示全局平均池化操作,其计算公式如式(12)所示。

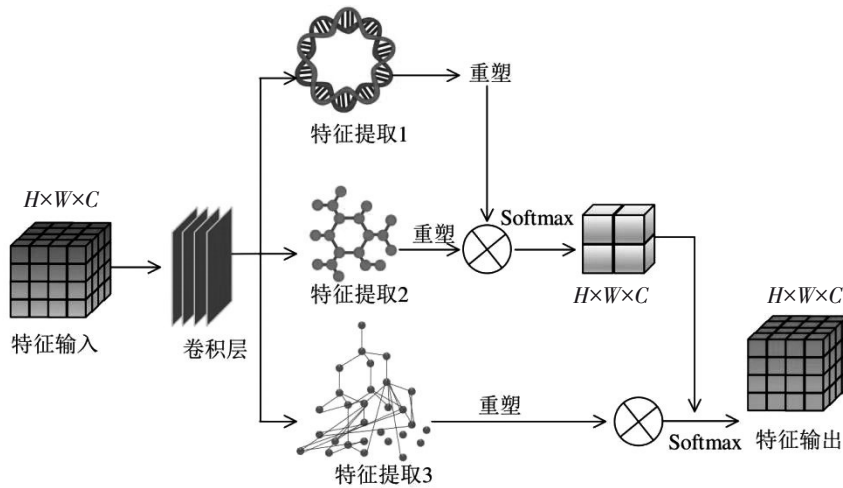


图2 基于空间注意力模型技术流程

$$F_2(i) = \frac{1}{H \times W} \sum_{h=1}^H \sum_{w=1}^W F_1(i, h, w) \quad (12)$$

式中： i 表示特征图的通道索引。然后使用2个全连接层对向量 F_2 进行处理，得到空间注意力权重 $A_{spatial}$ ，如式(13)所示。

$$A_{spatial} = \sigma(F_{C2}(\sigma(F_{C1}(F_2)))) \quad (13)$$

式中： $\sigma(\cdot)$ 表示激活函数，本研究选取 Sigmoid 作为激活函数； F_{C1} 和 F_{C2} 分别表示2个全连接层^[10]。然后采用通过注意力模型构建特征图通道间依赖关系，研究采用全局平均池化处理空间注意力调整后的数据，得到向量 F_3 ，如式(14)所示。

$$F_3 = \text{GlobalAvgPool}(V) \quad (14)$$

使用2个全连接层对向量 F_3 进行处理，得到通道注意力权重 $A_{channel}$ ，如式(15)所示。

$$A_{channel} = \sigma(F_{C4}(\sigma(F_{C3}(F_3))))Z_{spatial} \quad (15)$$

式中： F_{C3} 和 F_{C4} 分别表示2个全连接层。然后对基于空间和通道的注意力权重进行处理。通道注意力模型技术流程如图3所示。

首先，将输入视频数据 V 与空间注意力权重

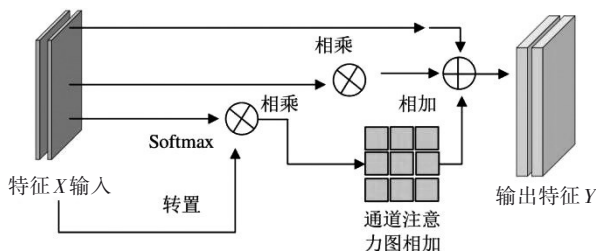


图3 通道注意力模型技术流程

$A_{channel}$ 进行元素级乘法 \otimes ，得到经过空间注意力处理后的特征图 $Z_{channel}$ ，如式(16)所示^[11]。

$$Z_{spatial} = A_{spatial} \otimes V \quad (16)$$

其次，将 $Z_{spatial}$ 的维度进行调整，使其与通道注意力权重 $A_{spatial}$ 的维度匹配，进行元素级乘法，得到经过通道注意力处理后的特征图 $Z_{channel}$ ，如式(17)所示^[12]。

$$Z_{channel} = A_{channel} \otimes \text{permute}(Z_{spatial}, (3, 1, 2)) \quad (17)$$

式中： $\text{permute}(Z_{spatial}, (3, 1, 2))$ 表示将 V 维度顺序调整，并进行元素集乘法。最后，将经过空间和通道注意力处理后的特征图 $Z_{channel}$ 和 $Z_{spatial}$ 进行元素级乘法，得到最终的特征表示 Z ，如式(18)所示。

$$Z = Z_{spatial} \otimes Z_{channel} \quad (18)$$

最后，将最终的特征表示 Z 输到多层感知机，通过分类函数处理得到排球动作最终识别结果。整个技术以 MFCN 进行特征提取，利用 ROI 进行特征修正与分析，最后利用双重注意力模型强化特征信息关注，实现对排球动作识别模型的改进。整个排球动作识别流程如图4所示。

实验评估指标有单人识别准确率、群体识别准确率、召回率(recall)及 F1 值，其公式分别如式(19)(20)(21)和(22)所示。

$$I = \frac{T_P + T_N}{T_P + T_N + F_P + F_N} \quad (19)$$

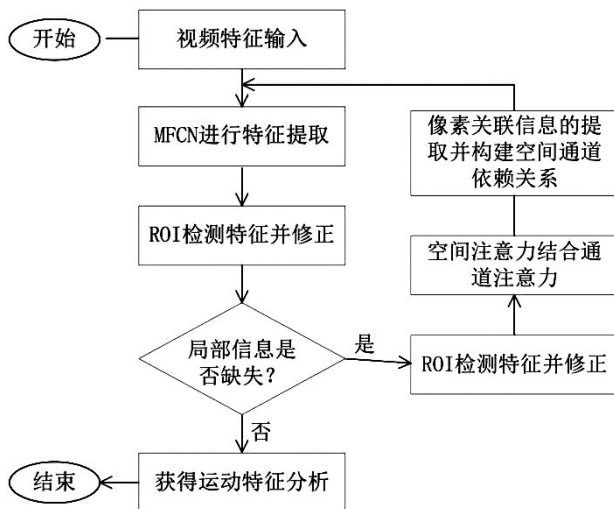


图4 基于改进MFCN的排球动作识别技术流程

式中: I 表示单人识别准确率; T_p 表示真正例; T_N 表示真反例; F_p 表示假正例; F_N 表示假反例。

$$G = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n I_k \quad (20)$$

式中: G 表示群体识别准确率。

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \quad (21)$$

式中: R 表示召回率。

$$F_1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R} \quad (22)$$

式中: F_1 表示F1值; P 表示精确率,其计算如式(23)所示。

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (23)$$

2 模型应用效果分析

为了对本研究提出的排球动作识别模型进行应用效果检验,本研究进行了相应的实验分析。其中实验环境系统为 Windows 10,处理器为 Intel i7 16核,显卡为 RTX3070,运行内存为 32 G,仿真实验平台为 Python,并在 TensorFlow 1.3.0 框架进行模型训练。研究模型训练参数设置如表 1 所示。

实验训练中,引入 The Volleyball Dataset 公开数据集进行模型训练。其中 The Volleyball Dataset 包含了 4 830 个带注释的帧,这些帧是均是由 55 个视

表 1 模型训练参数设置

参数	数值
图像尺寸	720×1 080
学习率	0.1、0.5、1
批量大小	3
学习策略	Step
阻尼参数	20
步长	0.2
迭代次数	100
标准差	0.1、0.01、0.005

频中专门挑选,深度学习训练。此外,每个帧都带有 9 个玩家动作标签和 8 个团队活动标签,是当前群体动作识别最权威的数据库之一。引入单人识别准确率、群体识别准确率、召回率(recall)及 F1 值作为实验评估指标。实验训练中引入文献[9]的混合运动激励和时序增强网络(mixed motion excitation and temporal enhancement network, MTE-Net)与文献[12]双流动作识别模型(two-stream TS-PVAN action recognition model based on attention mechanism, TS-PVAN)作为测试基准。首先,研究需要选择出最佳的参数设置,以提高模型在排球动作中的识别效果,包括方差值与学习率,不同方差参数以及学习率测试结果如图 5 所示。

实验模型方差取值为 0.005、0.01 及 0.1,根据测试结果(图 5)来看,方差值设置为 0.005 时,模型在初次迭代训练时整体误差较大,最大误差达到 356.25,无法满足模型实际训练要求。而方差 0.01 与方差 0.1 识别误差接近,但要考虑实际场景下模型的稳定性,其中方差值为 0.01 时,在不同迭代环境下其识别误差范围更低,更符合模型实际训练要求。因此,接下来的实验中将模型的方差值设置为 0.01。图 5(b)为模型学习率参数设置,其参数设置范围为 0.1、0.5 以及 1,根据测试结果来看,当学习率为 1 时,模型初始训练下识别误差值较高为 345.35,因此学习率在 0.5 与 0.1 之间选择。根据测试曲线

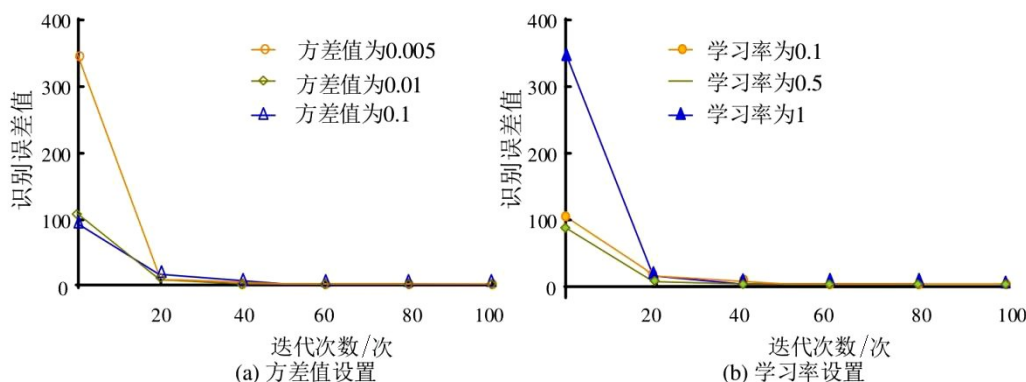


图5 不同方差参数与学习率测试结果

来看,学习率为 0.5 时其最快达到收敛,且误差值最低。因此在后续的实验分析中将学习率设置为 0.5。在最佳模型参数设置下,选择排球单人环境以及群

体环境展开排球动作识别对比,测试结果如图 6 所示。

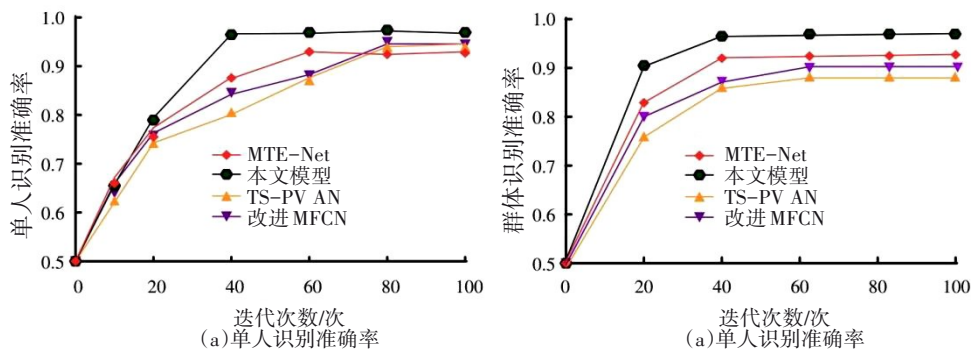


图6 单人与群体场景排球动作识别结果

在图 6(a)的单人排球动作识别中,选取 4 种排球动作识别技术进行动作识别。其中,不同的识别模型其识别效果有着明显的差异。表现最好的是本文模型,其在迭代 40 次取得收敛,单人准确率为 0.986,其收敛最快且单人识别精度最高,主要原因在于其采用 2 种注意力模型强化特征识别,同时加强了特征关系的推断。相比之下,表现次之的是改进 MFCN 模型与 TS-PVAN 模型,2 种模型达到收敛时单人准确率均可以达到 0.930 以上,整体识别效率较高。但在初期训练中,由于缺乏对关键特征数据的提取,改进 MFCN 模型与 TS-PVAN 模型均存在重要特征数据识别问题,导致其在迭代 80 次前,单人识别精度明显不如 MTE-Net 模型。群体排球动作识别如图 6(b)所示。与单人排球场景识别结果不同,在群体排球动作识别中,MTE-Net 模型要明

显优于改进 MFCN 模型与 TS-PVAN 模型,主要原因在于其加强了时序特征数据依赖关系的研究,与本文模型的思路接近,但本文模型中采用了空间注意力模型以及通道注意力模型,强化了特征图中通道间的依赖性关系描述,相比 MTE-Net 模型仍旧具有明显的优势。如本文模型在迭代 40 次取得收敛,其群体准确率为 0.962,而 MTE-Net 模型同样也是迭代 40 次收敛,其群体准确率为 0.910。而表现一般的是改进 MFCN,其在迭代 60 次后收敛,群体准确率为 0.872。表现最差的是 TS-PVAN 模型,其迭代收敛时最高群体准确率为 0.856,表现最差。接下来比较不同数据集数量下模型的召回率与 F1 值,测试结果如图 7 所示。

选取 200~1 800 条数据进行模型性能测试,召回率如图 7(a)所示。从测试曲线来看,本文模型在

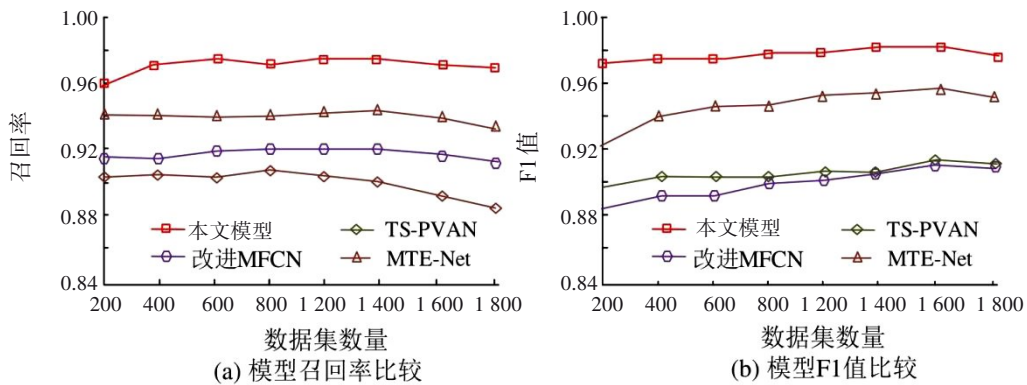


图7 模型召回率与F1值比较

200~400条数据时,其召回率呈现上升趋势,并维持在0.970以上。表现次之的是MTE-Net模型,在200~1800条数据中,其维持召回率在0.930以上;而当数据集为1800条时,其召回率呈现下降趋势。改进MFCN模型则在训练中表现一般,但其稳定较好,召回率最低为0.915。表现最差的是TS-PVAN模型,当数据集为1800条时,其召回率最低,为0.882。模型F1值比较如7(b)所示。根据测试结果来看,改进MFCN模型与TS-PVAN模型接近,随着数据集的增加,两者的F1值均有一定升高,维持在0.900左右,表现最差。而表现最好的是本文模型,当数据集为1800条时,其F1值为0.968,而MTE-Net模型为0.942。由此可见,本文模型在排球动作识别中拥有出色的动作识别能力,且模型收敛性以及综合性能均优于同类模型。最后,引入文献[4]所提模型进行排球动作综合识别效果比较,共进行了6次测试,结果如表2所示。

由表2可知,本文模型在单人识别准确率、群体识别准确率、召回率以及F1值比较中均最好,4种指

表2 不同技术动作识别综合效果比较

识别模型	单人识别准确率	群体识别准确率	召回率	F1值
TS-PVAN	0.929	0.842	0.879	0.899
改进MFCN	0.939	0.872	0.911	0.906
MTE-Net	0.915	0.909	0.929	0.932
文献[4]模型	0.917	0.919	0.950	0.943
本文模型	0.982	0.969	0.976	0.980

标均值分别为0.982、0.969、0.976及0.980。表现次之的是文献[4]模型,其在单人识别准确率中表现与其他模型接近,有较高的识别性能。综合来看,本文模型整体识别效果更好,且稳定性优异。

3 结束语

全民运动的当下,越来越多的人加入排球运动行列。传统排球动作识别技术精度低,无法满足群体动作识别要求。为此,本研究提出一种基于MFCN的智能化排球动作识别技术。其中,本研究采用MFCN进行特征网络的提取,并引入ROI与MRF进行特征检测与分析。考虑到MFCN在特征提取中缺乏对关键特征的提取,影响最终的识别效果,于是引入双重注意力机制进行改进。在参数实验中,当方差为0.01,学习率为0.5时,本文模型有最小的识别误差。在排球运动单人场景识别中,本文模型识别准确率最高为0.986。在群体排球动作识别中,本文模型最高识别准确率为0.962,而MTE-Net模型、改进MFCN、TS-PVAN模型分别为0.910、0.872与0.856。在召回率与F1值测试中,本文模型召回率均能保持在0.930以上,明显优于别的模型;当数据集为1800条时,F1值最低为0.968,优于同类模型。可见,本文模型在排球动作识别中具有出色的效率。本研究技术仅对排球一种单项运动进行优化,未来可以将其应用到更多领域,提升技术的应用效果。

参考文献:

- [1] 王振宇,向泽锐,支锦亦,等.融合人体骨架和姿势信息特征的轻量级人体动作识别方法[J].应用科技,2024,51(2):135-144.
- [2] 罗会兰,曹立京.基于多维动态拓扑学习图卷积的骨架动作识别[J].电子学报,2024,52(3):991-1001.
- [3] 李红艳,陈炜,王玲,等.基于人工智能的舞蹈动作识别与评分系统开发[J].天津理工大学学报,2024,40(2):26-33.
- [4] 侯皖东.依据SIFT算法的排球运动员急停起跳动作识别方法[J].新乡学院学报,2023,40(12):31-35.
- [5] SUN Z, KE Q, RAHMANI H, et al. Human action recognition from various data modalities: a review[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(3): 3200-3225.
- [6] 刘庆利,李蕊,乔晨昊.基于改进支持向量回归的空战飞行动作识别[J].现代防御技术,2024,52(1):49-56.
- [7] 屈乐乐,祝诗卉.基于三通道CNN-GSAM-LSTFEM网络的雷达人体切向动作识别[J].雷达科学与技术,2024,22(2):135-144+154.
- [8] 赵莹.DWT算法在乒乓球动作识别分析中的应用[J].河北北方学院学报(自然科学版),2024,40(5):34-39+44.
- [9] 王雨婷,梁旭鹏,许国良,等.基于混合运动激励和时序增强的篮球运动员动作识别算法[J].重庆邮电大学学报(自然科学版),2024,36(2):307-318.
- [10] SONG Y F, ZHANG Z, SHAN C, et al. Constructing stronger and faster baselines for skeleton-based action recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2022, 45(2): 1474-1488.
- [11] 张起尧,桑海峰.深度嵌套注意力下的SlowFast信息融合动作识别网络[J].电子测量与仪器学报,2024,38(3):159-166.
- [12] 郭佳乐,胡天生,史士杰,等.注意力机制的TS-PVAN双流动作识别[J].小型微型计算机系统,2024,45(2):446-452.

(上接第 72 页)

(2)主动干预容错控制算法方面:为了在故障发生后确保机器人具备持续工作的能力,本文研发了一种具有主动干预能力的容错控制算法。此算法能在诊断出故障后,智能地调整控制逻辑,重新分配任务资源,甚至激活备份系统或采取补偿控制策略,使物流机器人在遭受部分部件故障时仍能按预定性能指标执行任务,极大地降低了由于单点故障导致的整体系统瘫痪的风险。

参考文献:

- [1] 张颖川.我国物流机器人发展概况及未来机遇[J].物流技术与应用,2019,24(9):88-91.
- [2] 雷斌,金彦彤,王致诚,等.仓储物流机器人技术现状与发展[J].现代制造工程,2021,495(12):143.
- [3] 黄志明.从物流机器人系统看智能仓库升级发展[J].物流技术与应用,2022,27(5):147-149.
- [4] 梁芬,姜宏伟,郭亚男,等.基于FTA的焊接机器人故障诊断技术研究[J].机电工程,2014,31(8):1067-1070.
- [5] AHMED B. An expert system for engine excavator troubleshooting[J]. Journal of Soft Computing and Data Mining, 2020, 1(2): 53-61.
- [6] 雷永勤,杜永峰.基于神经网络的结构振动智能主动容错控制算法研究[J].振动与冲击,2014,33(13):117-122.
- [7] 孙铮.线控四轮独立转向电动叉车控制策略及其容错控制的研究[D].合肥:合肥工业大学,2020.
- [8] 王裕峰.融合多传感器的故障诊断方法研究[D].北京:北京交通大学,2019.
- [9] 刘延彬,姜媛媛.基于路标点追踪的差速驱动机器人运动规划[J].控制与决策,2023,38(9):2529-2536.
- [10] 张祯毅,黄捷.基于行为的多差速机器人强化学习任务监管器设计[J].机器人,2024,46(4):397-413+424.
- [11] 张诚,袁慧铮,应之歌.应用多传感器激光视觉的焊接机器人变质心补偿控制[J].激光杂志,2024,45(1):236-241.
- [12] 蒋怡蔚,侯宇,李浩男,等.永磁吸附履带式管外爬行动物的力学分析及运动仿真[J].机床与液压,2023,51(21):7-15.