



中国科技期刊卓越行动计划项目入选期刊

控制与决策

CONTROL AND DECISION



基于双分支时空步态特征融合的深度学习步态识别

张云佐, 董旭

引用本文:

张云佐, 董旭. 基于双分支时空步态特征融合的深度学习步态识别[J]. *控制与决策*, 2024, 39(4): 1403–1408.

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2022.1809>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

基于双分支特征融合的场景文本检测方法

A scene text detection based on dual-path feature fusion

控制与决策. 2021, 36(9): 2179–2186 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0002>

融合稀疏编码与深度学习的草图特征表示

A feature representation of sketch based on fusion of sparse coding and deep learning

控制与决策. 2021, 36(3): 699–704 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.0941>

基于改进DenseNet网络的人体姿态估计

Improved DenseNet network for human pose estimation

控制与决策. 2021, 36(5): 1206–1212 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1218>

一种基于多层语义特征的图像理解方法

An image understanding method based on multi-level semantic features

控制与决策. 2021, 36(12): 2881–2890 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2020.0927>

基于度量学习和典型相关分析的亲缘关系识别网络

Kinship relationship recognition network based on metric learning and canonical correlation analysis

控制与决策. 2021, 36(8): 1977–1983 <https://doi.org/10.13195/j.kzyjc.2019.1798>

基于双分支时空步态特征融合的深度学习步态识别

张云佐[†], 董旭

(石家庄铁道大学 信息科学与技术学院, 石家庄 050043)

摘要: 针对现有步态识别方法易受拍摄视角、着装变化影响的问题, 提出一种融合二维无肩姿态拓扑能量图 (shoulderless pose topological energy maps, SPTeM) 和三维局部骨骼步态特征 (local skeleton gait features, LSGF) 的深度学习步态识别方法. 首先, 利用轻量级 BlazePose 姿态估计算法提取步态视频序列中的人体姿态拓扑图以生成 SPTeM, 在提高检测速度的同时减弱衣物变化带来的影响; 然后, 引入 LSGF 以弥补单一能量图特征在多变视角情况下识别准确率较低的不足; 最后, 提出结合注意力机制的时空特征提取网络模型, 并在全连接层将双流特征进行一致融合. 在 CASIA-B 数据集上对所提出方法进行验证, 并与当前主流的步态识别方法进行比较, 结果表明, 所提出方法在跨视角和穿大衣/棉衣条件下的步态识别率都有明显提升.

关键词: 无肩姿态拓扑能量图; 局部骨骼步态特征; BlazePose; 双流网络; 深度学习; 步态识别

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

DOI: 10.13195/j.kzyjc.2022.1809

引用格式: 张云佐, 董旭. 基于双分支时空步态特征融合的深度学习步态识别[J]. 控制与决策, 2024, 39(4): 1403-1408.

Deep learning gait recognition based on two branch spatiotemporal gait feature fusion

ZHANG Yun-zuo[†], DONG Xu

(School of Information Science and Technology, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, China)

Abstract: Aiming at the problem that the existing gait recognition methods are easily affected by shooting angle and clothing changes, this paper proposes a deep learning gait recognition method that fuses 2D shoulderless pose topological energy maps (SPTeMs) and 3D local skeleton gait features (LSGFs). Firstly, the lightweight BlazePose pose estimation algorithm is used to extract the human posture topology in the gait video sequence to generate the SPTeM, which improves the detection speed and reduces the impact of clothing changes. Then, the LSGF is introduced to make up for the low recognition accuracy deficiency of a single energy map feature in the case of variable viewing angles. Finally, a spatiotemporal feature extraction network model fused with an attention mechanism is proposed, and the two-stream features are fused uniformly in the fully connected layer. The proposed algorithm is validated on the CASIA-B dataset and compared with the current mainstream gait recognition methods. The results show that the gait recognition rate of the proposed method is significantly improved under cross-view and cl conditions.

Keywords: shoulderless pose topological energy map (SPTeM); local skeleton gait features (LSGF); BlazePose; dual-stream network; deep learning; gait recognition

0 引言

步态识别是当前最具潜力的生物识别方法之一. 但步态识别在现实应用中面临许多困难, 主要表现为, 在行走过程中人体易受路面情况、拍摄视角等外部环境以及携带物、着装等行走条件的影响, 导致提

取到的步态特征受到很强的类内干扰^[1].

现有步态识别方法大致可分为外观类和模型类两种: 外观类方法大多通过由步态图像序列生成的类能量图来体现, 可以在非连续帧中有效描述步态, 此类方法虽能获取步态周期等信息, 但其易受到着

收稿日期: 2022-10-18; 录用日期: 2023-03-11.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61702347, 62027801); 河北省自然科学基金项目 (F2017210161, F2022210007); 河北省高等学校科学技术研究项目 (ZD2022100); 中央引导地方科技发展资金项目 (226Z0501G).

[†]通讯作者. E-mail: zhangyunzuo888@sina.com.

*本文附带电子附录文件, 可登录本刊官网该文“资源附件”区自行下载阅览.

装变化的干扰,如:区域匹配识别法^[2]、SPAЕ方法^[3]、GaitGANv2方法^[4]、GaitSet方法^[5]和视角变换法^[6]等;模型类方法通常是將身体结构模块化,进而获取人体骨骼特征数据,骨骼数据可以提供如角速度等信息,此类方法虽能有效减弱外观变化的影响,但过度依赖模型的稳定性,如:一致性视角转换模型法^[7]、隐马尔可夫模型法^[8]和STDNN方法^[9]等.随着姿态估计模型逐渐成熟,人们尝试在三维空间中通过建立步态模型来解决这些问题.如:Liao等^[10]提出PoseGait方法,利用OpenPose算法估计人体姿态,并设计了提取三维姿态时空特征的网络模型;Liu等^[11]利用Kinect相机生成3个维度下的SkeGEI,并结合DA特征来进行步态识别;戚艳军等^[12]通过构建姿态约束模型,分别提取人体动作和时序特征,有效缓解了视角变化对步态识别的影响.

本文提出将二维无肩姿态拓扑能量图、三维局部骨骼步态特征与引入压缩激励模块(squeeze-and-excitation networks, SE)的深度时空特征提取网络相结合的步态识别方法,可以进一步挖掘人体步态中可抵抗衣着及视角变化的特征信息.本文的主要贡献

为:1)采用轻量级BlazePose算法提取人体姿态拓扑图,可以减少姿态估计阶段耗时;2)提出SPTEM以减弱着装变化对识别结果的影响;3)引入LSGF以提高模型在斜视角、正面和背身视角下的识别效果;4)设计双分支时空特征提取模型,用来解决双流步态特征中高维度信息无法有效提取和一致融合的问题;5)在CNN分支中添加SE模块,按照通道内特征信息的重要程度分配权重系数,以增强重要特征通道.

1 二维无肩姿态拓扑能量图

本文通过BlazePose算法提取忽略手部和头部关节信息后的人体无肩姿态拓扑图^[13],如图1所示,推导过程如下式所示:

$$\begin{cases} x'_i = x_i + x_{\text{mid-shoulder}} - x_{\text{left-shoulder}}, \\ y'_i = y_i + y_{\text{mid-shoulder}} - y_{\text{left-shoulder}}, \\ x'_j = x_j + x_{\text{mid-shoulder}} - x_{\text{right-shoulder}}, \\ y'_j = y_j + y_{\text{mid-shoulder}} - y_{\text{right-shoulder}}. \end{cases} \quad (1)$$

其中: (x, y) 是关节初始坐标, (x', y') 是移动后的关节坐标, $i \in \{\text{left-shoulder, left-wrist, left-elbow}\}$, $j \in \{\text{right-shoulder, right-wrist, right-elbow}\}$.

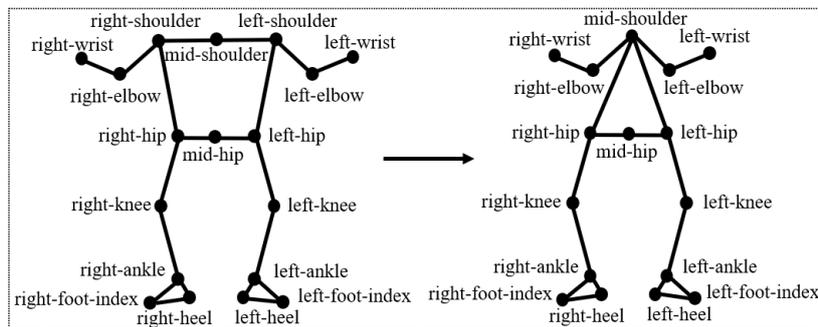


图1 有肩、无肩姿态拓扑示意

无肩姿态拓扑能量图,其定义为一个基于完整步态周期内无肩姿态拓扑二值图帧像素的求和均值^[14],如下式所示:

$$\text{SPTEM} = E_g(q, p) = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T G_t(q, p). \quad (2)$$

其中: $t \in [1, T]$, T 是一个完整步态周期内图像序列的帧数, $G_t(q, p)$ 表示第 t 帧的无肩姿态拓扑二值图, (q, p) 是二值图中像素的坐标.

2 三维局部骨骼步态特征提取

为弥补单一SPTEM存在对视角变化抵抗能力弱的缺陷,本文引入LSGF,即

$$\text{LSGF} = \mathbf{F}_l = \{\mathbf{F}_d, \mathbf{F}_a, \mathbf{F}_{\text{sa}}, \mathbf{F}_c\}. \quad (3)$$

其中: \mathbf{F}_d 是关节位置变化特征, \mathbf{F}_a 是角度变化特征, \mathbf{F}_{sa} 是脚摆角约束特征, \mathbf{F}_c 是人体偏移幅度特征.

本文提取行走状态下摆动幅度较大的4对关节的相对距离变化作为特征 \mathbf{F}_d ,如图2(a)所示.距离特征的计算以 d_1 为例,有

$$\begin{aligned} \mathbf{F}_d &= \{d_1, d_2, d_3, d_4, d_5, d_6, d_7, d_8\}, \\ d_1 &= \sqrt{(x_3^k - x_3^{k-1})^2 + (y_3^k - y_3^{k-1})^2 + (z_3^k - z_3^{k-1})^2}, \end{aligned} \quad (4)$$

其中 (x_3^k, y_3^k, z_3^k) 、 $(x_3^{k-1}, y_3^{k-1}, z_3^{k-1})$ 分别为第 k 帧和第 $k-1$ 帧右肘关节的三维坐标.

如图3(a)所示,特征 \mathbf{F}_a 由两组上肢关节和两组下肢关节的旋转角度构成.计算以 a_1 为例,有

$$F_a = \{a_1, a_2, a_3, a_4, a_5, a_6, a_7, a_8\}, \quad (6)$$

$$a_1 = \arccos \left\{ \frac{C_3^k C_1^k \times C_3^k C_5^k}{|C_3^k C_1^k| |C_3^k C_5^k|} \right\}. \quad (7)$$

如图3(b)所示,脚摆角是由矢量 $\overline{C_{14}^k C_{16}^k}$ 与 X 轴所构成的夹角. 计算方法如下式所示:

$$F_{sa} = \alpha = \arccos \left\{ \frac{C_{14}^k C_{16}^k \times \overline{YOZ}}{|C_{14}^k C_{16}^k|} \right\}, \quad (8)$$

其中 \overline{YOZ} 为 YOZ 平面的法向量.

如图2(b)所示,人体偏移幅度特征是通过计算 mid-hip 分别到左腕和右脚踝距离乘积与其分别到右腕和左脚踝距离乘积的比值来表述. 计算如下式所示:

$$F_c = \mu = \left\{ \frac{|C_{mid-hip}^k C_5^k| |C_{mid-hip}^k C_{12}^k|}{|C_{mid-hip}^k C_6^k| |C_{mid-hip}^k C_{11}^k|} \right\}. \quad (9)$$

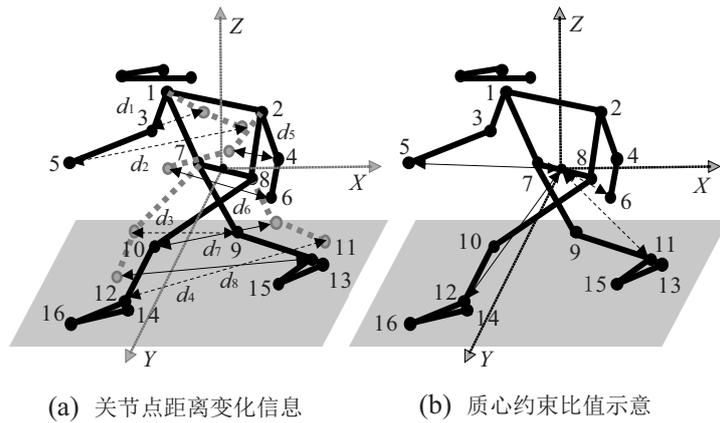


图2 距离和偏移幅度变化信息

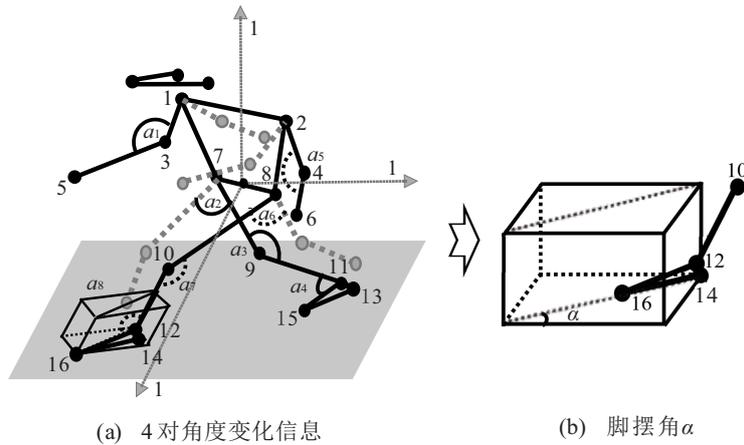


图3 关节角度变化信息

3 时空特征提取网络构建

图4是本文为有效提取和融合双流特征中的高维度信息而构建的网络模型,命名为“SE-CLGait”. 考虑到注意力机制可以有效改善网络性能^[15],因而在CNN分支的卷积层后添加SE模块^[16]来有选择性地增大关注区域的特征权重,使得网络关注具有显著特征的局部信息. 由于SPTEM和LSGF在步态周期中代表不同的信息且难以被统一归一化,受文献^[11]启发,本文在FC-3层对经过张量相加方式合并得到的特征矢量进一步融合,选取其中具有典型样本代表性的特征信息.

在损失函数选择上,本文借鉴文献^[12]中的思想,利用Softmax损失不断缩小预测与真实分布之间

的距离来扩大行人类间差异;通过Center损失来缩小同一个行人不同状态下的特征分歧. 联合多损失函数定义如下:

$$L = L_{\text{Softmax}} + L_{\text{Center}} = - \sum_{\sigma=1}^k \log \frac{e^{w_{y\sigma}^T x_{\sigma} + b_{y\sigma}}}{\sum_{\tau} e^{w_{y\sigma}^T x_{\sigma} + b_{y\sigma}}} + \frac{\lambda}{2} \sum_{\sigma=1}^k \|x_{\sigma} - F_{y\sigma}\|_2^2. \quad (10)$$

其中: $w_{y\sigma}^T$ 为权值矩阵; $b_{y\sigma}$ 为偏置项; x_{σ} 为第 y_{σ} 个人经处理后的输出值; $F_{y\sigma}$ 为第 y_{σ} 个人的特征; k 代表训练输入的图像帧数^[16]; λ 为比重系数,取值范围是 $[0 \sim 1]$, 本文经过多次验证优化,当 $\lambda = 0.6$ 时,实

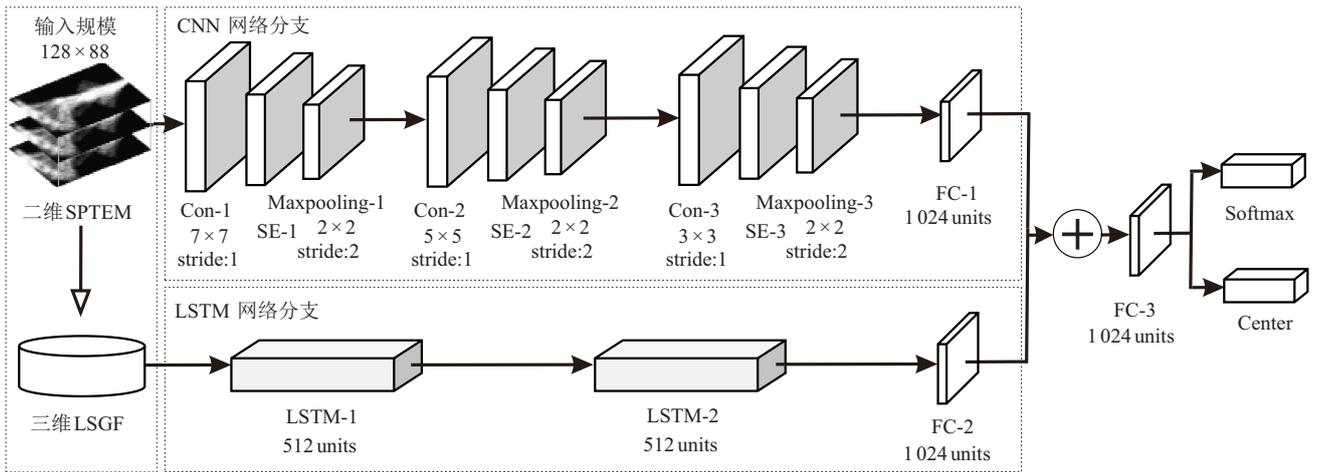


图4 SE-CLGait网络整体架构

验结果达到当前所有测试结果中的最优。

4 实验与分析

4.1 实验环境及数据

为验证所提出方法的有效性,在操作系统版本为CentOS7、显卡版本型号为Tesla V100S-PCIE-32 GB、处理器为Intel(R) Xeon(R) Gold 6226R CPU@2.90 GHz、内存188 G、python3.7、Pytorch0.4.1环境下进行样本训练和身份验证.学习率设置为0.001,迭代次数epoch = 1000.使用中科院的CASIA-B步态数据集,训练集和测试集的具体设置如表1所示。

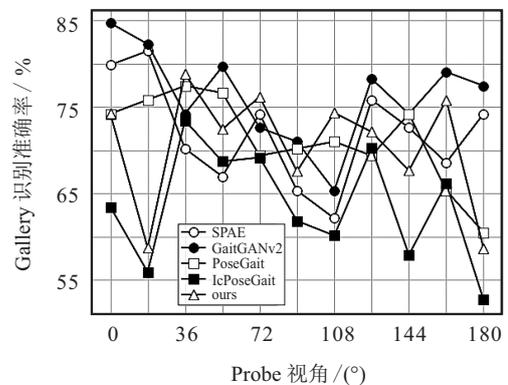
表1 本文实验设置

训练集	测试集	
	Gallery	Probe
ID: 001 ~ 062	ID: 063 ~ 124	ID: 063 ~ 124
nm: 01 ~ 06	nm: 01 ~ 04	nm: 05 ~ 06
bg: 01 ~ 02		bg: 01 ~ 02
cl: 01 ~ 02		cl: 01 ~ 02

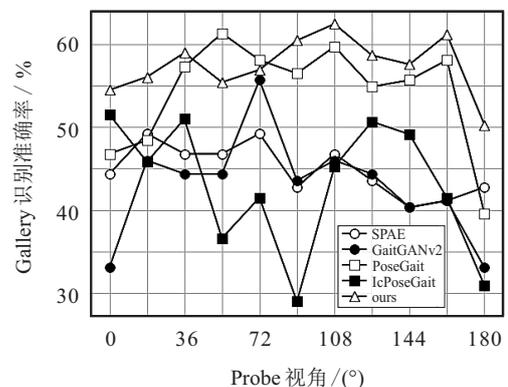
4.2 不同行走条件下的性能评估

为了验证所提出算法的泛化性,选取经典外观类和模型类方法进行实验对比分析.其中:外观类方法有SPAE^[3]和GaitGANv2^[4];模型类方法包括PoseGait^[10]和IcPoseGait^[12]。

图5展示了视角不变,仅改变行走条件后4种经典方法与所提出方法的性能比较.从图5(a)可以看出,在bg在状态下,本文方法在36°、72°和108°视角下识别率均高于其他方法.图5(b)展示了在cl状态下不同方法的识别率对比,其中本文方法的平均识别率为57.46%,远超经典外观类和模型类方法.从而表明本文提出的SPTEM在提升cl条件下的身份识别率方面具有显著效果。



(a) bg 状态下的识别率对比



(b) cl 状态下的识别率对比

图5 不同方法在11个视角下的跨行走条件识别率比较

4.3 跨视角状态下的性能评估

表2展示了在3种不同行走条件下,本文方法与其他4种方法跨视角识别率的比较.由表2中数据可知,在nm、bg和cl状态下,本文方法跨视角平均识别率为68.47%、51.54%和43.72%,均高于其他方法.原因在于:1)在双流网络模型中引入SE模块,可以有侧重地选择所需信息;2)SPTEM与LSGF相结合,既保留了丰富的骨架轮廓信息,又包含了局部特征变化。

表2 本文方法与其他4种方法在不同状态下的 Rank-1 跨视角平均识别率

条件	0°~180°												mean
	Probe	0°	18°	36°	54°	72°	90°	108°	126°	144°	162°	180°	
nm	SPAE	54.4	61.88	64.37	66.28	66.86	65.17	65.47	69.21	67.45	58.36	51.54	62.82
	GaitGANv2	52.79	65.18	71.19	73.9	69.5	67.74	68.92	72.8	74.2	62.54	50.95	66.34
	PoseGait	53.89	64.81	69.65	69.43	64	62.46	65.69	64.37	69.94	65.25	52.05	63.78
	lcPoseGait	55.57	69.14	69.17	73.12	70.95	74.09	66	66.47	70.08	63.54	54.49	66.62
	ours	63.2	72.12	71.52	73.06	70.81	76.55	70	69.26	67.6	63.47	55.63	68.47
bg	SPAE	38.2	42.52	44.65	44.87	42.16	35.78	34.09	43.18	43.84	38.71	36.14	40.38
	GaitGANv2	41.5	46.9	49.12	49.03	49.91	44.21	43.38	51.17	51.1	45.53	35.78	46.15
	PoseGait	36.36	45.24	48.24	47.51	44.43	44.06	42.52	43.55	45.38	39.81	30.57	42.52
	lcPoseGait	38.02	43.43	51.69	46.01	52.93	43.07	49.6	51.06	52.87	40.3	36.12	45.92
	ours	44.8	45.69	50.2	50.24	59.62	51.45	54.79	63.11	55.98	48.88	42.15	51.54
cl	SPAE	23.61	27.56	29.03	29.77	28.89	24.04	24.56	27.86	26.25	23.24	21.7	26.05
	GaitGANv2	21.85	25.22	28.23	32.04	30.72	24.85	26.32	28.96	25.66	23.61	17.52	25.91
	PoseGait	22.95	26.25	35.7	36	35.04	32.84	38.12	37.83	35.78	30.35	20.89	31.98
	lcPoseGait	20.83	25.9	40.2	37.5	35.84	33.97	40.69	37.04	36.56	33.71	26.16	33.49
	ours	38.65	40.22	52.76	43.18	46.31	40.2	48.47	44.5	40.8	48.35	37.47	43.72

为分别验证SE模块、SPTM和LSGF的作用, 本文将消融实验划分为以下几类进行对比: A: 单支路—CNN分支; B: 单支路—CNN分支及SE模块; C: 单支路—LSTM分支; D: 双支路—不包含SE模块; E: 双支路—SE-1模块; F: 双支路—SE-2模块; G: 双支路—SE-3模块; H: 所提出方法。

表3 跨视角下特征消融实验(平均识别率/%)

类别	行走条件		
	nm-nm	nm-bg	nm-cl
A	50.15	38.46	33.17
B	53.69	44.10	40.55
C	60.33	41.58	35.88
D	65.38	46.82	40.10
E	63.05	47.50	41.32
F	61.11	43.88	40.78
G	67.12	49.70	41.98
H	68.47	51.54	43.72

由表3中A与B和D与H的对比可以看出, 有SE模块的单支和双支网络模型跨视角准确率均高于无SE模块的网络模型, 表明添加SE模块对于最终识别结果起到了积极的促进作用。由E、F、G的对比可以看出, 在模型不同位置添加SE模块后识别效果也有明显变化, 其中在CNN分支尾部添加SE模块识别率最高, 可能因为在尾部SE模块更易获取到全局信息中的重要特征。由B、C、H的对比可知: 所提出方法的识别率与SPTM单特征相比分别增加了

14.78%、7.44%和3.17%; 与LSGF相比分别增加了8.14%、9.96%和7.84%, 表明SPTM和LSGF在不同行走条件和视角下可以有效互补。

4.4 运行时间对比分析

所提出方法的工作流程分为关节检测、特征提取融合和识别验证3个阶段。PoseGait和lcPoseGait方法在姿态估计时均采用OpenPose算法, 本文将文献[14]模型在本文实验环境下按照初始给定参数训练3次, 并取3次姿态估计测试结果的平均值作为姿态估计阶段最终耗时, 即约为53.3ms/帧, 远慢于BlazePose算法。因此, 在关节检测阶段, 所提出方法处理速度更快; 在特征提取及融合阶段, 所提出方法同PoseGait、lcPoseGait一样, 均需获取关节三维特征信息, 此阶段耗时基本相同; 在识别验证阶段, 所提出方法、PoseGait和lcPoseGait均利用余弦相似度来识别身份, 故此阶段耗时也基本一致。综上可知, 相较于同类别其他方法, 所提方法具有更强的竞争力, 运行速度更快。

5 结论

本文提出了一种基于双分支时空步态特征融合的深度学习步态识别方法, 采用将静态与动态特征相结合的方式, 提高了步态特征的鲁棒性和鉴别力。经实验验证, 在视角不变、穿大衣/棉衣条件下以及跨视角状态下, 耗时更短, 识别率提升明显。下一步将开展提升模型泛化能力的研究。

参考文献(References)

- [1] 李艳, 沈韬, 曾凯. 基于通道信息对齐的素描行人重识别[J]. 控制与决策, 2022, 37(12): 3129-3138.
(Li Y, Shen T, Zeng K. Channel information alignment for sketch re-identification[J]. Control and Decision, 2022, 37(12): 3129-3138.)
- [2] Altab Hossain M, Makihara Y, Wang J Q, et al. Clothing-invariant gait identification using part-based clothing categorization and adaptive weight control[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6): 2281-2291.
- [3] Yu S Q, Chen H F, Wang Q, et al. Invariant feature extraction for gait recognition using only one uniform model[J]. Neurocomputing, 2017, 239: 81-93.
- [4] Yu S Q, Liao R J, An W Z, et al. GaitGANv2: Invariant gait feature extraction using generative adversarial networks[J]. Pattern Recognition, 2019, 87: 179-189.
- [5] Chao H Q, He Y W, Zhang J P, et al. GaitSet: Regarding gait as a set for cross-view gait recognition[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2019, 33(1): 8126-8133.
- [6] Kusakunniran W, Wu Q, Zhang J, et al. Gait recognition under various viewing angles based on correlated motion regression[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2012, 22(6): 966-980.
- [7] Muramatsu D, Makihara Y, Yagi Y. Cross-view gait recognition by fusion of multiple transformation consistency measures[J]. IET Biometrics, 2015, 4(2): 62-73.
- [8] 王修晖, 严珂. 基于连续密度隐马尔可夫模型的人体步态识别[J]. 模式识别与人工智能, 2016, 29(8): 709-716.
(Wang X H, Yan K. Human gait recognition using continuous density hidden Markov models[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 29(8): 709-716.)
- [9] Chen Q, Wang Y H, Liu Z, et al. Feature map pooling for cross-view gait recognition based on silhouette sequence images[C]. 2017 IEEE International Joint Conference on Biometrics. Denver, 2017: 54-61.
- [10] Liao R J, Yu S Q, An W Z, et al. A model-based gait recognition method with body pose and human prior knowledge[J]. Pattern Recognition, 2020, 98: 107069.
- [11] Liu Y, Jiang X H, Sun T F, et al. 3D gait recognition based on a CNN-LSTM network with the fusion of SkeGEI and DA features[C]. The 16th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Taipei, 2019: 1-8.
- [12] 戚艳军, 孔月萍, 王佳婧, 等. 一种LSTM与CNN相结合的步态识别方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(5): 78-85.
(Qi Y J, Kong Y P, Wang J J, et al. Gait recognition method combining LSTM and CNN[J]. Journal of Xidian University, 2021, 48(5): 78-85.)
- [13] Grishchenko I, Bazarevsky V, Zanfir A, et al. BlazePose GHUM holistic: Real-time 3D human landmarks and pose estimation[J/OL]. 2022, arXiv: 2206.11678.
- [14] 王新年, 胡丹丹, 张涛, 等. 姿态特征结合2维傅里叶变换的步态识别[J]. 中国图象图形学报, 2021, 26(4): 796-814.
(Wang X N, Hu D D, Zhang T, et al. Gait recognition using pose features and 2D Fourier transform[J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(4): 796-814.)
- [15] 于明, 李学博, 郭迎春. 融合注意力机制的域泛化行人再识别[J]. 控制与决策, 2022, 37(7): 1721-1728.
(Yu M, Li X B, Guo Y C. Domain generalization person re-identification based on attention mechanism[J]. Control and Decision, 2022, 37(7): 1721-1728.)
- [16] Hu J, Shen L, Albanie S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2020, 42(8): 2011-2023.

作者简介

张云佐(1984—), 男, 副教授, 博士生导师, 博士, 从事图像处理、视频智能分析、大数据处理等研究, E-mail: zhangyunzuo888@sina.com;

董旭(1997—), 男, 硕士生, 从事图像处理、步态识别等研究, E-mail: dx_5716@163.com.