

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104710

利用动态步态图进行步态识别*

韩东岳 桑海峰

(沈阳工业大学信息科学与工程学院 沈阳 110870)

摘要:基于轮廓的步态识别方法容易受行人的携带物、衣物等遮挡因素的影响。针对这一问题提出了动态步态图。动态步态图将步态轮廓图划分为动态部分和静态部分,更有利于提取受遮挡影响较小的动态步态信息。设计了双路步态识别网络(Bi-Route)提取步态特征,通过增加动态特征占比,稀释静态特征占比降低遮挡物的影响。网络以动态步态图为输入,使用二维卷积分别提取步态序列中的全局轮廓特征和帧级轮廓特征,使用三维卷积神经网络从帧级轮廓特征中提取动态特征。为了验证本方法的有效性,在CASIA-B数据集上进行了评估,在正常(NM)、背包(BG)、穿大衣(CL)条件下的准确率分别达到了92.9%、87.2%和65.6%。结果表明本方法可以降低遮挡、衣物和携带物等对识别准确率的影响。

关键词:深度学习;步态识别;动态步态图;三维卷积神经网络

中图分类号: TN98; TP391 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

Gait recognition based on dynamic gait image

Han Dongyue Sang Haifeng

(School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110870, China)

Abstract: The appearance-based gait recognition methods are easily affected by the carrying objects, clothing and other occlusion factors. In order to solve this problem, Dynamic Gait Image is proposed. Dynamic Gait Image divide gait image into dynamic part and static part, which is more conducive to extract dynamic information less affected by occlusion factors. This paper proposes Bi-Route gait recognition network, which can minimize the influence of occlusion factors by increasing the proportion of dynamic features and reducing the proportion of static features. The global silhouettes features and frame level silhouettes features of the gait sequences were extracted by 2D-convolutional neural network with the input of dynamic gait image. Then 3D-convolutional neural network extracts dynamic features from frame level silhouettes features. The accuracy of the proposed method evaluated on CASIA-B dataset is 92.9%, 87.2% and 65.6% in NM, BG and CL conditions. The result shows that the proposed method can reduce the impact of occlusion factors.

Keywords: deep learning; gait recognition; dynamic gait image; 3D-convolutional neural network

0 引言

步态识别是远距离生物识别问题的一种有效解决方法。研究证实^[1],人的步态存在差异,可以用作身份识别。步态识别具有远距离、非侵犯、无需受试者配合等优点^[2-4],且步态是无意识的行为,这种特性导致步态很难被改变,因此步态识别可以应用在监控系统、刑事调查等领域。

目前基于深度学习的步态识别方法主要分为基于模型的方法^[5]和基于轮廓的方法^[6-8]两种。基于模型的方法首先需要对行人进行建模^[9],计算量很大,并且受制于人体建模技术的发展,基于模型的方法准确率低于基于轮廓的方法。基于轮廓的方法有运算量小、准确度高等优点。Hossain等^[10]为增强对轮廓图各部分局部特征的提取能力,提出了将步态轮廓图分割成多个不同部分的方法,但这种方法缺少对全局信息的提取能力。Wu等^[11]提出了一种基于深度卷积神经网络(CNNs)通过相

收稿日期: 2021-09-06 Received Date: 2021-09-06

* 基金项目:国家自然科学基金(62173078)、辽宁省教育厅科研项目(LJGD2020006)资助

似性学习对步态进行跨视角识别的方法。Wolf 等^[7]提出了一种利用三维卷积神经网络学习步态的时间和空间特征的方法。Zhang 等^[8]提出了一种利用自编码器框架从原始 RGB 步态图中提取步态相关特征,再使用长短期记忆(LSTM)提取步态序列时间信息的方法。

基于轮廓的方法大多数利用步态轮廓图提取步态特征,但是制作步态轮廓图时会损失纹理、颜色等信息。虽然轮廓图还保留着人体的轮廓形状信息,但是这些信息很容易受到行人背包、衣着等遮挡物影响。为了解决这些问题,Yu 等^[12]提出了用生成对抗网络生成特定角度的无遮挡因素的步态模板用以识别的方法。Li 等^[13]提出了一种利用两个生成器生成偏移模板和无携带物模板,再结合成最终模板用以判别的方法。但利用生成对抗网络生成的图像与真实的图像仍存在较大差异,效果并不理想。Sepas-Moghaddam 等^[14]提出了一种随机遮挡步态轮廓图一个部分增加样本难度的方法,以便学习更具判别性的局部特征。但这种方法只是作为数据增强的一种途径,并未针对性解决携带物和衣着的问题。

Bashir 等^[15]指出不受外观变量影响的特征是步态识别的重要信息。通过步态熵值图(GEnI)^[16]可以区分步态轮廓图中的动态信息和静态信息,前者就是不受外观变化影响的特征。受此启发本文提出了动态步态图,动态步态图可以自动选择步态轮廓图中不随携带物、遮挡等变量改变的动态信息。为了进一步提升提取动态信息的能力,本文设计了一个提取步态时空特征的双路网络,以动态步态图作为输入。特征提取网络包含两个模块,全局特征提取模块将整个步态周期的特征汇总并提取静态信息,帧级特征提取模块提取步态周期中每一帧的特征再通过三维卷积神经网络提取动态信息,最后将两种信息融合得到步态特征的表达。在 CASIA-B 数据集上试验表明在受到遮挡的情况下,本方法也可以取得较优的识别效果。

1 方法设计

步态识别就是通过步态特征判断行人身份。给定一个待查询步态样本 x^p 和步态样本库 $\{x_i^e\}$,通过神经网络提取 x^p 和 $\{x_i^e\}$ 的特征 y^p 和 $\{y_i^e\}$,再将其映射到同一特征空间,从步态特征库 $\{y_i^e\}$ 中选取与样本特征 y^p 相似度最高的样本作为查询结果。验证查询结果的身份标签是否与 x^p 相同,如果相同则判断正确。本文采用特征向量之间的欧氏距离作为度量样本特征相似度的方式,具体方法如式(1)所示,欧氏距离越短相似度越高。

$$d(y^p, y_i^e) = \|y^p - y_i^e\|_2 \quad (1)$$

1.1 利用动态步态图进行特征选择

1) 步态熵值图

熵表示一个系统的混乱程度,混乱程度越高,熵值越大。步态熵值图^[16]主要功能是描述步态的运动信息。在一个步态周期中运动的部分熵值较高,静止的部分熵值为 0。

取得步态熵值图首先要计算步态轮廓图序列中每个像素对应位置的香农熵,每一像素位置处香农熵如下:

$$H(x, y) = - \sum_{i=1}^K p_i(x, y) \times \log_2 p_i(x, y) \quad (2)$$

式中: x, y 表示序列轮廓图中对应点的坐标; p_i 表示序列图像对应点取第 i 种值的概率。因为图像为二值图,所以 $K=2$ 。再通过式(3)得到步态熵图。

$$G(x, y) = \frac{(H(x, y) - H_{\min}) \times 255}{H_{\max} - H_{\min}} \quad (3)$$

式中: H_{\max} 和 H_{\min} 分别表示 $H(x, y)$ 中的最大值和最小值。

2) 动态步态图

动态步态图是通过划分步态轮廓图中动态部分和静态部分得到的。步态的动态部分受遮挡物影响较小,更容易提取遮挡不变特征。

在步态熵值图中躯干、头部、背包等相对静止的部分像素值为 0,手臂、腿部等运动的部分像素值较高。所以步态熵值图可以作为区分动态部分和静态部分的依据。

如图 1 所示(动态步态图),灰色代表步态中静态部分,白色代表步态中动态部分。

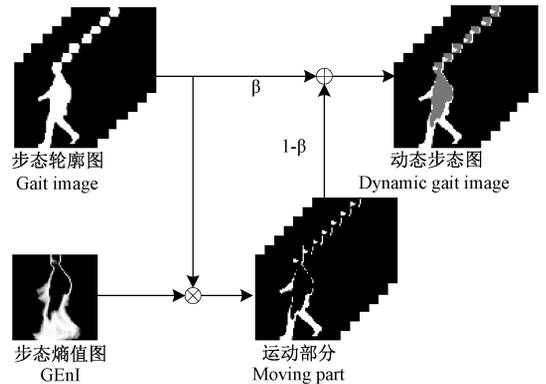


图 1 动态步态图处理流程

Fig. 1 Process of DGI

根据式(4)将步态熵值图的每个像素点的值归一化后作为掩膜与单张步态轮廓图 F_{raw} 相乘会得到一张保留步态中相对运动部分的图片 F_m 。

$$F_m(x, y) = \frac{G(x, y)}{255} \times F_{raw}(x, y) \quad (4)$$

将 F_{raw} 和 F_m 以一定的系数叠加。这样既保留了步态轮廓图的外观信息,又突出了步态轮廓图中运动部分的信息。叠加公式如下:

$$F_d = \beta \times F_{raw} + (1 - \beta) \times F_m \quad (5)$$

式中: F_d 表示动态步态图。 β 取值范围是 0~1,作用是调整静态部分像素值大小,并保证动态步态图像素值不越界,本文取 β 值为 0.5。

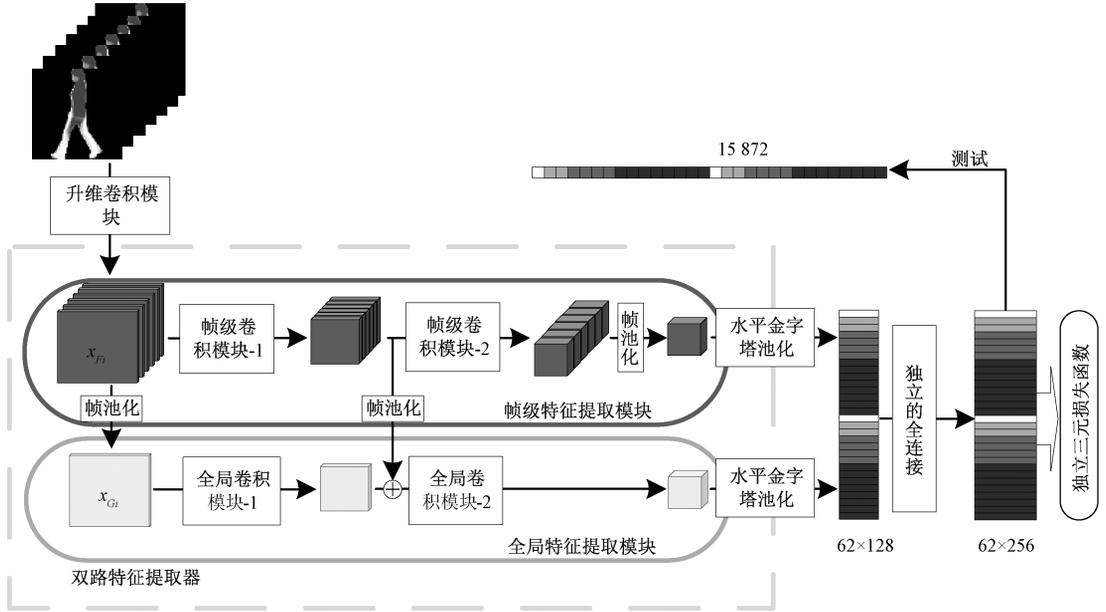


图2 双路步态识别网络结构

Fig. 2 Structure of bi-route gait recognition network

1) 双路特征提取器

卷积网络不同层之间感受野不同,一般来讲层数越深,感受野越大。浅层的特征图更侧重于局部的细粒度信息,深层的特征图更侧重于全局的粗粒度信息。本文设计了双路特征提取器,提取器由两个模块构成,分别是帧级特征提取模块和全局特征提取模块。为了更全面地收集不同层次的信息,本网络将不同层级提取的帧级特征经过帧池化处理加入到全局特征。两个特征提取模块的输入如式(6)、(7)所示。

$$\mathbf{x}_{Fi} = C(R(\{F_d^i \mid i = 1, 2, 3, \dots, n\})) \quad (6)$$

$$\mathbf{x}_{Gi} = FP(\mathbf{x}_{Fi}) \quad (7)$$

式中: F_d^i 代表一帧动态步态图; \mathbf{x}_{Fi} 代表帧级特征提取模块的输入。 $R(*)$ 代表升维操作,因为动态步态图作为灰度图没有通道维度,需要通道维度才能进行卷积操作。 $C(*)$ 代表卷积操作的组合。 $R(*)$ 和 $C(*)$ 两个操作共同组成了升维卷积模块。 \mathbf{x}_{Gi} 代表全局特征提取模块的输入, $FP(*)$ 代表帧池化操作。

两个特征提取模块有相似的网络结构,以便在将帧级特征汇入到全局特征时特征尺寸相同。需要强调的是

1.2 网络架构

图2所示为步态特征提取网络,以一组连续动态步态图作为输入,升维卷积模块用来添加通道维度,双路特征提取器分别提取步态的动态特征和静态特征,水平金字塔池化^[17]和独立的全连接模块收集不同尺度的步态特征,并将其映射到各自的辨别空间中。网络中各个模块的构成如表1所示, *Unsqueeze* 表示增加维度操作, *Conv* 和 *Conv3d* 分别代表二维卷积核三维卷积。

在帧级特征提取模块中的二维卷积操作是用相同的卷积模块对每一帧的特征分别进行卷积。帧与帧之间的变化可以很好地表现动态特征,因此本文在帧级卷积模块-2中添加了三维卷积用来捕捉帧间的动态信息。

$$\mathbf{x}_{Fo} = FP(FCConv_2(FCConv_1(\mathbf{x}_{Fi}))) \quad (8)$$

$$\mathbf{x}_{Go} = GConv_2(FP(FCConv_1(\mathbf{x}_{Fi})) + GConv_1(\mathbf{x}_{Gi})) \quad (9)$$

式(8)、(9)分别是两个特征提取模块提取特征的流程, \mathbf{x}_{Fo} 和 \mathbf{x}_{Go} 分别表示帧级特征提取模块和全局特征提取模块的输出。 $FCConv_i(*)$ 与 $GConv_i(*)$ 分别代表两个特征提取模块中第 i 个卷积模块。

2) 帧池化

将帧级步态特征在不同尺度多次汇入到全局步态特征是为了获取不同感受野的更具辨别性的特征。进行这一操作之前需要将帧级别特征在帧维度上进行压缩。由于压缩后的特征会被添加到全局特征中,因此这个操作需要有两个特性:(1)需要尽可能多地保留原有的步态特征;(2)要将压缩后的特征在不影响已得到的全局特征的前提下融入全局特征。根据以上要求,设计了帧池

表 1 双路步态识别网各模块构成

Table 1 Structures of the Bi-Route recognition network

升维卷积模块	帧级卷积模块-1	全局卷积模块-1	帧级卷积模块-2	全局卷积模块-2
Unsqueeze	Conv_3×3	Conv_3×3	Conv_3×3	Conv_3×3
Conv_5×5	ReLU	ReLU	ReLU	ReLU
ReLU	Conv_3×3	Conv_3×3	Conv3d_3×3×3	Conv_3×3
Conv_3×3	ReLU	ReLU	ReLU	ReLU
ReLU	maxpool2	maxpool2	maxpool2	maxpool2

化模块,公式如下:

$$FP(x_i) = SE(C(cat(mean(x_i), max(x_i)))) \quad (10)$$

x_i 代表帧池化模块的输入特征图,特征图尺寸为 $f \times c \times h \times w$, 分别为特征图的帧数、通道数、高、宽。 $mean(*)$ 和 $max(*)$ 分别代表在帧维度上取平均值和取最大值操作。 $cat(*)$ 代表在通道维度上拼接。 $C(*)$ 代表一个 1×1 的卷积,目的是将特征图的通道降低到原有数目。

为了减少对全局特征提取模块中特征图的影响,帧池化操作结尾添加了一个压缩激发模块^[18] $SE(*)$ 作为通道注意力模块。压缩激发模块可以自适应地调整各通道的特征响应值,对通道间的内部依赖关系进行建模,减少冗余信息,让汇入全局特征通路的特征在一定程度上与全局通路中的特征互补。帧池化操作后特征图的尺寸变为 $c \times h \times w$ 。模块流程如图 3 所示。

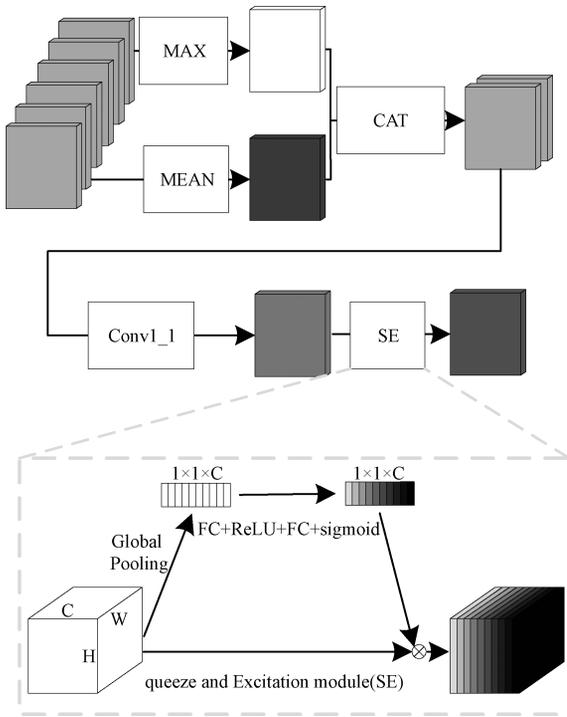


图 3 帧池化模块

Fig. 3 Frame pooling module

策略,可以帮助网络聚焦不同尺度的特征。本文借鉴了水平金字塔池化^[17]中的方法,将动态特征和静态特征水平分割并池化得到不同尺度的特征。为了提高网络提取不同尺度特征的能力,在训练阶段会对每个尺度的特征单独地使用三元组损失函数。在测试阶段则会将特征融合成一维进行查询。

1.3 损失函数

本文使用三元组损失函数^[19]训练网络,三元组损失函数最先被提出用于人脸识别,目前已经广泛用于识别任务中。具体方法如下,从训练组中随机选取一个样本 a 作为锚示例,再选取一个与 a 属于相同标签的正样本用 p 表示,一个不同标签的负样本用 n 表示,组成三元组。 m 是间隙参数,表示不同种标签之间的最小距离,三元组损失函数公式如下所示:

$$l = \max(d(a,p) - d(a,n) + m, 0) \quad (10)$$

2 试验分析

2.1 实验数据集

为了验证本文提出方法的有效性,本文选择在 CASIA-B 数据集上进行试验评估。CASIA-B 数据集是目前步态识别比较常用的数据集,它由中科院自动化研究所提供。数据集中包含了 124 位行人。每个行人包含 10 种行走状态,分别为普通行走(NM, NM01-NM06)、携带背包(BG, BG01-BG02)、穿着大衣(CL, CL01-CL02)。每种行走状态包含 11 个行走视角($0^\circ \sim 180^\circ$, 每个角度相差 18°)的步态序列。

CASIA-B 数据集的步态数据是去除背景的二值化行人轮廓图,在使用之前需要进行分割与放缩将图片与行人变成统一尺寸。

2.2 实验设置

为了测试本方法在不同训练样本数量的情况下的效果,将 CASIA-B 中训练集和测试集用如下两种方式划分。

1) 大量训练样本(LT)。将 124 人中前 74 人(去除样本残缺 1 人共 73 人)作为训练样本,剩下的作为测试样本。

3) 特征映射

将特征图水平分割成条状是行人重识别任务常用的

2) 中等训练样本(MT)。将 124 人中前 62 人作为训练样本,剩下的作为测试样本。

每个序列取 30 帧连续的图像作为输入(30 帧可以取到 CASIA-B 数据集中一个完整步态周期),所有输入图片切割为 64×44。训练时,每次迭代选取 8×16 个序列(随机选取 8 个行人,每个人随机选取 16 个步态序列),训练的迭代次数为 80 000 次。测试时,将 NM#1-4 作为检索样本库,查询样本分别为 NM#5-6、BG#1-2、CL#1-2。

三元组损失函数的间隙参数设置为 0.2,实验选择 Adam 优化器,学习率为 1×10^{-4} 。编程环境为 Pycharm, Python 版本为 3.7,使用 PyTorch 深度学习框架。训练显卡为一张 NVIDIA GeForce RTX 3090。

表 2 CASIA-B 上不包括同角度的跨角度 Rank-1 平均识别率

Table 2 Averaged rank-1 accuracies on CASIA-B, excluding identical-view cases (%)

Gallery	NM#1-4	0° ~ 180°											mean
		Probe	0°	18°	36°	54°	72°	90°	108°	126°	144°	162°	
NM#5-6	CNN-3D ^[11]	87.1	93.2	97.0	94.6	90.2	88.3	91.1	93.8	96.5	96.0	85.7	92.1
	GaitNet ^[8]	91.2	-	-	95.6	-	92.6	-	96.0	-	-	-	-
	Birout(本文)	87.6	93.2	97.3	96.1	93.0	90.3	92.3	96.3	96.6	94.2	85.3	92.9
BG#1-2	CNN-LB ^[11]	64.2	80.6	82.7	76.9	64.8	63.1	68.0	76.9	82.2	75.4	61.3	72.4
	GaitNet ^[8]	83.0	-	-	93.3	-	74.8	-	91.0	-	-	-	-
	Birout(本文)	77.5	88.8	92.5	93.6	86.1	84.6	88.3	92.3	89.8	86.6	78.7	87.2
CL#1-2	CNN-LB ^[11]	37.7	57.2	66.6	61.1	55.2	54.6	55.2	59.1	58.9	48.8	39.4	54.0
	GaitNet ^[8]	42.1	-	-	70.7	-	70.6	-	69.4	-	-	-	-
	Birout(本文)	54.6	65.6	69.1	72.7	70.6	69.2	68.4	70.5	66.7	63.4	51.3	65.6

0°、90°和 180°视角下准确率低于其他视角,90°时准确率高于 0°和 180°,原因是 0°和 180°的动态步态图只包含人体正面(背面)形状信息,包含运动信息较少;90°时只包含侧面的运动信息,而缺少了正面的形状信息;其他角度同时包含了两种信息。

为验证本文方法在 CASIA-B 数据集以中等训练样本训练时的效果,本文对比 SPAE^[20]、MGANs^[21]、GaitGAN^[22]和 GaitNet^[23]4 种跨视角识别方法,选取 54°、90°和 126°中普通行走状态进行对比,结果如表 3 所示。通过对比表 3 中数据可知,本文提出方法的识别率全面优于其他方法,说明了本方法在中等训练样本时特征提取能力依然较强,证明了方法的有效性。

表 3 CASIA-B 数据集中等训练样本正常步态下平均 Rank-1 识别率

Table 3 CASIA-B mean Rank-1 recognition accuracy under normal gait in MT (%)

角度	54°	90°	126°	mean
GaitGAN ^[22]	64.5	58.2	65.7	62.8
SPAЕ ^[20]	63.3	62.1	66.3	63.9
MGANs ^[21]	81.6	71.2	80.3	77.7
GaitNet ^[23]	88.1	85.5	89.2	87.6
本文	92.5	86.2	91.7	90.1

2.3 实验结果

在大量训练样本的条件下,本文提出的方法与 CNNs^[11]和 GaitNet^[8]中提出的跨视角步态识别方法进行了比较。表 2 为不包括同角度的跨角度 Rank-1 平均识别率。“-”表示参考文献[8,11]未给出的数据。从表 2 可以看出,本方法对比 CNNs 和 GaitNet 中方法的识别率都有明显提升。3 种状态下的识别率平均值分别达到了 92.9%、87.2%和 65.6%。其中穿着大衣和背包状态下提升效果都很明显,正常行走状态下提升较小。因为穿着大衣和背包状态下遮挡情况比较严重,由此可以得出结论本文提出的方法可以在一定程度上解决遮挡问题。

2.4 消融实验

为了证明动态步态图和帧池化模块的有效性,本文在大量样本条件下进行了一些具有不同设置的消融试验。试验分为如下 4 个部分。

1) 采用未经处理的轮廓图作为网络的输入,将帧池化替换成在帧维度上取最大值与平均值之和的降维方式。

2) 采用动态步态图作为网络的输入,将帧池化替换成在帧维度上取最大值与平均值之和的降维方式。

3) 采用未经处理的轮廓图作为网络的输入,使用帧池化。

4) 采用动态步态图作为网络的输入,使用帧池化。

图 4~6 所示分别是 NM、BG 和 CL 条件下的对比结果。

从图 4~6 对比结果可知,使用动态步态图和帧池化对步态识别的准确率都有一定的提升。在 CL 和 BG 的状态下使用动态步态图对步态识别准确率提升非常明显。这说明使用动态步态图对于识别被遮挡的步态非常有效。帧池化模块对本文模型的效果也有一定的贡献。根据上述试验可得,本方法在不同条件下都有较好的识别效果。

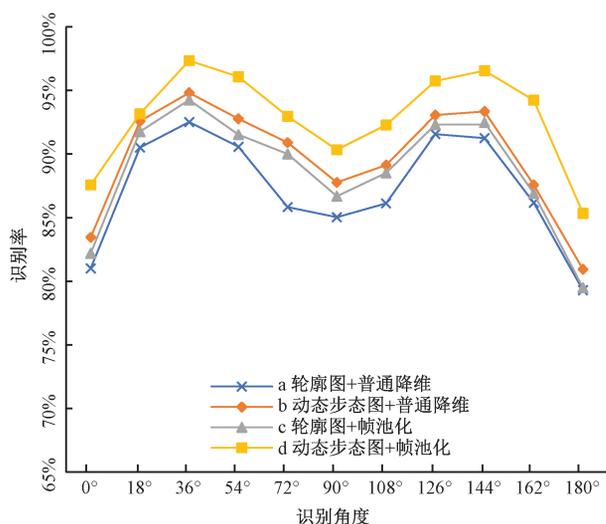


图 4 NM 条件下的实验结果
Fig. 4 Evaluation results under NM

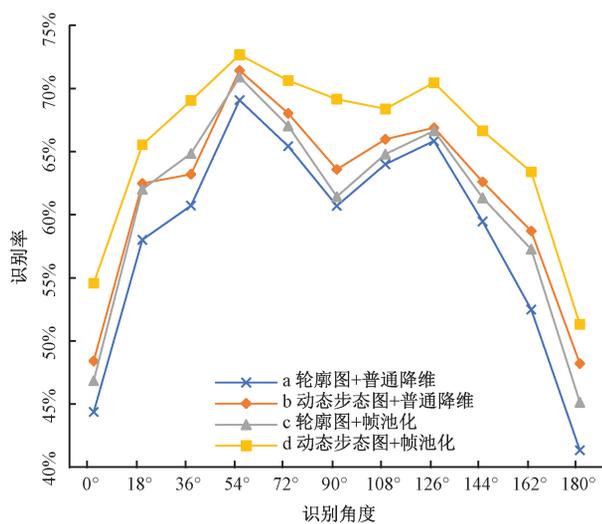


图 6 CL 条件下的实验结果
Fig. 6 Evaluation results under CL

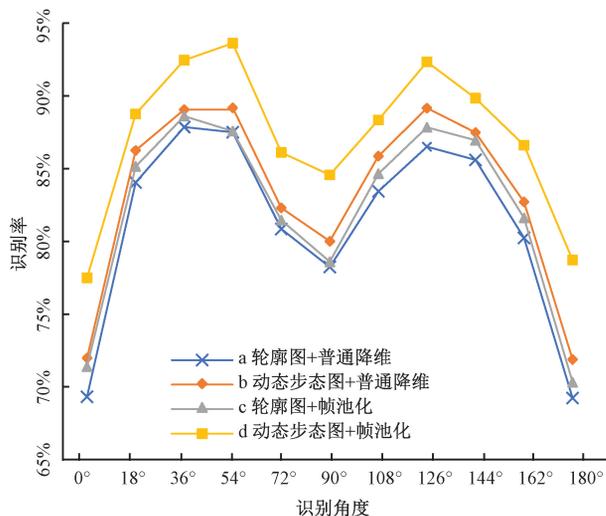


图 5 BG 条件下的实验结果
Fig. 5 Evaluation results under BG

3 结 论

针对步态轮廓图中携带物、衣物等遮挡问题,本文提出动态步态图,可以分离步态轮廓图中动态部分和静态部分,以便提取轮廓图中不随遮挡物变化的特征。设计了一个以动态步态图作为输入,使用双路特征提取器提取步态的动态特征和静态特征的网络,加重了不受遮挡所影响的动态特征的占比,稀释了静态特征的占比。这种方法可以从有遮挡的步态轮廓图中提取更多信息。

通过在 CASIA-B 数据集上的试验对比,发现本方法在 3 种状态下对比其他方法都有提高,尤其是穿着大衣

的状态下相比之前的方法提升最高,证实了本文方法的有效性。但本方法在有些角度下识别准确率还不令人满意。因此还需要进一步探索如何提升这些角度时的识别率。

参考文献

[1] 刘晓芳,周航,韩权,等. 基于视觉的步态识别研究综述[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39 (8): 1685-1692.
LIU X F, ZHOU H, HAN Q, et al. Survey of vision-based gait recognition[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2018, 39 (8): 1685-1692.

[2] RIDA I, ALMAADEED N, ALMAADEED S. Robust gait recognition: A comprehensive survey [J]. IET Biometrics, 2019, DOI:10. 1049/iet-bmt. 2018. 5063.

[3] MAKIHARA Y, MATOVSKI D, NIXON M S, et al. Gait Recognition: Databases, Representations, and Applications[M]. Berlin: Springer, 2015.

[4] CONNOR P, ROSS A. Biometric recognition by gait: A survey of modalities and features[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2018, 167:1-27.

[5] LIAO R, CAO C, GARCIA E B, et al. Pose-based temporal-spatial network (PTSN) for gait recognition with carrying and clothing variations[C]. Chinese Conference on Biometric Recognition, 2017.

[6] 卢来,邓文,吴卫祖. 基于改进深度卷积神经网络的步态识别算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(2):93-98.
LU L, DENG W, WU W Z. Gait recognition algorithm based on improved deep convolution neural network[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation,

- 2019, 33 (2):93-98.
- [7] WOLF T, BABAE M, RIGOLL G. Multi-view gait recognition using 3D convolutional neural networks[C]. 2016 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2016: 4165-4169.
- [8] ZHANG Z, TRAN L, YIN X, et al. Gait recognition via disentangled representation learning[C]. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2019: 4710-4719.
- [9] 吴晓光, 邓文强, 牛小辰, 等. 基于条件生成对抗网络的人体步态生成[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(1): 129-137.
WU X G, DENG W Q, NIU X CH, et al. Gait generation of human based on conditional generative adversarial Network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(1): 129-137.
- [10] HOSSAIN M A, MAKIHARA Y, WANG J, et al. Clothing-invariant gait identification using part-based clothing categorization and adaptive weight control[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(6):2281-2291.
- [11] WU Z, HUANG Y, LIANG W, et al. A comprehensive study on cross-view gait based human identification with deep CNNs[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, DOI: 10.1109/TPAMI.2016.2545669.
- [12] YU S, CHEN H, REYES E B G, et al. GaitGAN: Invariant gait feature extraction using generative adversarial networks [C]. Computer Vision & Pattern Recognition Workshops, IEEE, 2017.
- [13] LI X, MAKIHARA Y, XU C, et al. Gait recognition invariant to carried objects using alpha blending generative adversarial networks[J]. Pattern Recognition, 2020, 105:107376.
- [14] SEPAS-MOGHADDAM A, ETEMAD A. View-invariant gait recognition with attentive recurrent learning of partial representations [J]. IEEE Transactions on Biometrics Behavior and Identity Science, 2020, DOI:10.1109/TBIOM.2020.3031470.
- [15] BASHIR K, XIANG T, GONG S. Gait recognition without subject cooperation; Science direct[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(13):2052-2060.
- [16] BASHIR K, TAO X, GONG S. Gait recognition using gait entropy image[C]. 3rd International Conference on Crime Detection and Prevention (ICDP 2009), IET, 2010.
- [17] FU Y, WEI Y, ZHOU Y, et al. Horizontal pyramid matching for person re-identification [J]. Computer Science, 2018, arXiv:1804.05275.
- [18] JIE H, LI S, GANG S, et al. Squeeze-and-excitation networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, DOI: 10.1109/TPAMI.2019.2913372.
- [19] SCHROFF F, KALENICHENKO D, PHILBIN J. FaceNet: A unified embedding for face recognition and clustering [J]. 2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015.
- [20] YU S, CHEN H, WANG Q, et al. Invariant feature extraction for gait recognition using only one uniform model[J]. Neurocomputing, 2017, 239(C):81-93.
- [21] HE Y, ZHANG J, SHAN H, et al. Multi-task GANs for view-specific feature learning in gait recognition [J]. IEEE Transactions on Information Forensics & Security, 2018, DOI:10.1109/TIFS.2018.2844819.
- [22] YU S, CHEN H, REYES E, et al. GaitGAN: Invariant gait feature extraction using generative adversarial networks[C]. Computer Vision & Pattern Recognition Workshops, IEEE, 2017.
- [23] SONG C, HUANG Y, HUANG Y, et al. GaitNet: An end-to-end network for gait based human identification [J]. Pattern Recognition, 2019, 96:106988.

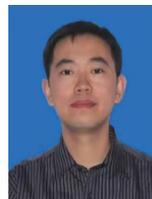
作者简介



韩东岳, 2017 年于沈阳工业大学获得学士学位, 现为沈阳工业大学信息科学与工程学院硕士研究生, 主要研究方向为深度学习、步态识别。

E-mail: hdy950521@163.com

Han Dongyue received his B. Sc. degree from Shenyang University of Technology in 2017. Now he is a M. Sc. candidate at the School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology. His main research interests include deep learning and gait recognition.



桑海峰(通信作者), 沈阳工业大学信息科学与工程学院教授, 主要研究方向为机器视觉检测、生物特征识别、深度学习。

E-mail: sanghaif@163.com

Sang Haifeng (Corresponding author) is a professor at the School of Information Science and Engineering, Shenyang University of Technology. His main research interests include Machine vision, Biometrics Identification and deep learning.