

基于惯性传感器的步态身份识别

张向刚, 吕昀琰, 曾京, 张婷

引用本文

张向刚, 吕昀琰, 曾京, 张婷. [基于惯性传感器的步态身份识别](#) [J]. 计算机科学, 2023, 50(2): 254-266.

ZHANG Xianggang, LYU Yunlian, ZENG Jing, ZHANG Ting. [Gait Recognition Based on Inertial Sensor](#) [J]. Computer Science, 2023, 50(2): 254-266.

相似文章推荐 (请使用火狐或 IE 浏览器查看文章)

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于步态分类辅助的虚拟IMU的行人导航方法](#)

Pedestrian Navigation Method Based on Virtual Inertial Measurement Unit Assisted by
GaitClassification

计算机科学, 2022, 49(6A): 759-763. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.211200148>

[融合多维标识特征的摄像头身份识别方法](#)

Camera Identity Recognition Method Fused with Multi-dimensional Identification Features

计算机科学, 2021, 48(11A): 565-569. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210100093>

[基于Wi-Fi信号的人体身份识别算法研究综述](#)

Survey of Human Identification Algorithms Based on Wi-Fi Signal

计算机科学, 2021, 48(10): 246-257. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210100076>

[基于LSTM的多维度特征手势实时识别](#)

Real-time LSTM-based Multi-dimensional Features Gesture Recognition

计算机科学, 2021, 48(8): 328-333. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.210300079>

[基于惯性传感器融合控制算法的聋哑手语识别](#)

Deaf Sign Language Recognition Based on Inertial Sensor Fusion Control Algorithm

计算机科学, 2021, 48(2): 231-237. <https://doi.org/10.11896/jsjcx.191200143>

基于惯性传感器的步态身份识别

张向刚¹ 吕昀琰² 曾 京¹ 张 婷¹

1 电子科技大学航空航天学院 成都 611731

2 电子科技大学计算机科学与工程学院 成都 611731

摘 要 基于步态的身份识别作为一种新的生物特征识别技术,以其非接触、无干扰、远距离、不易伪装等优点成为了生物特征识别技术领域的研究热点。此外,近年来,由于 MEMS 惯性传感器技术发展成熟及其在便携式设备中的广泛应用,基于惯性传感器的步态身份识别越来越受到科研人员的关注。文中收集整理了国内外有关惯性传感器步态身份识别的研究方法和现状,并对该领域的相关技术进行了回顾;根据识别过程处理的先后顺序,依次回顾了数据采集、数据预处理、数据分割、特征选择与组合、智能识别各个阶段的相关技术以及研究现状,并给出了目前主要的公共步态数据库,以方便感兴趣的读者进行实验分析。最后,在此基础上讨论了基于惯性传感器的步态身份识别的技术难点,并对未来发展方向进行了展望。

关键词: 步态;身份识别;惯性传感器

中图法分类号 TP391

Gait Recognition Based on Inertial Sensor

ZHANG Xianggang¹, LYU Yunlian², ZENG Jing¹ and ZHANG Ting¹

1 School of Aeronautics and Astronautics, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu, 611731, China

2 School of Computer Science and Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 611731, China

Abstract As a new biometric technology, gait recognition has become a research hotspot of biometric technology due to its advantages of non-contact, non-interference, long-distance and difficult to camouflage. In addition, in recent years, due to the maturity of MEMS inertial sensor technology and its wide application in portable devices, gait recognition based on inertial sensors has attracted more and more attention from researchers. This paper collects and sorts out the research methods and research status of gait recognition using inertial sensors at home and abroad, and reviews the relevant technologies in this field. According to the sequence of recognition processing, the paper reviews the relevant technologies and research status of data acquisition, data preprocessing, data segmentation, feature selection and combination, and intelligent recognition in each stage. At the same time, the main public gait databases are given for the convenience of interested readers. Finally, on this basis, the technical difficulties of gait-based recognition are discussed, and the future development directions are prospected.

Keywords Gait, Identity recognition, Inertial sensor

1 引言

每个人在肌肉骨骼状况、生理状况、心理特征以及个人行走的“风格”等方面都有各自的特点,因此,每个人都有自己的步态指纹。这意味着可以根据步态特征来进行身份识别。基于步态的身份识别是生物特征识别的一个新兴领域^[1]。其机制有 3 个显著的优点:1)远距离,即步态检测过程可以在较远的距离下进行;2)无干扰,即它不需要与用户进行明确的交互;3)难以模仿,即很难模仿一个人的步态。

目前,许多研究人员通过视频进行步态身份识别。随着惯性传感器在便携式设备中的广泛配置,以及其在生物力学、神经康复、运动医学等^[2-6]中的广泛应用,基于惯性传感器的

步态身份识别吸引了众多研究者的关注。基于惯性传感器的步态识别可以显著增强便携式设备的安全性。

在仔细研究和总结了 2005—2022 年有关步态识别的大部分研究之后,本文以识别处理流程为顺序,依次介绍了各个阶段的主要研究方法、研究技术和最新进展。此外,为了便于评估、比较和进一步研究,我们整理了目前发布的步态识别数据库,并展示了主要研究机构公布的研究结果。本文与现有综述^[7-8]的不同之处在于,本文对特征选择与组合、分割技术和识别技术进行了较为详细的总结和阐述。这 3 个阶段是步态识别的主要步骤。通过对这 3 个部分的详细介绍,本文可以为研究者的进一步研究提供详细的参考。此外,本文也讨论了目前基于惯性传感器的步态识别

到稿日期:2022-05-05 返修日期:2022-11-15

基金项目:四川省科技计划(2021YJ0081)

This work was supported by the Sichuan Science and Technology Program(2021YJ0081).

通信作者:张向刚(csxgzhang@uestc.edu.cn)

面临的技术挑战和未来的发展方向。

本文第2节简述了步态身份识别系统的体系结构和识别流程;第3节以识别流程为顺序,描述了各个阶段的研究方法和主要技术;第4节总结了识别率和步态数据库;第5节讨论了目前研究中存在的技术挑战。

2 识别流程

步态身份识别方法的目的可以表述为最小化类内离散和最大化类间离散^[9],也就是说,找到同一用户步态的相似性和不同用户步态的差异。

步态身份识别主要包括数据采集、数据预处理、特征提取和分析识别这4个步骤。如图1所示。

- (1)数据采集:从个体获取生物特征(步态)数据。
- (2)预处理:预处理过程包括合成、标准化和去噪等。
- (3)特征提取:获取表征个体身份信息的特征。
- (4)分析识别:对步骤(3)的特征进行分析处理,识别出身份信息。

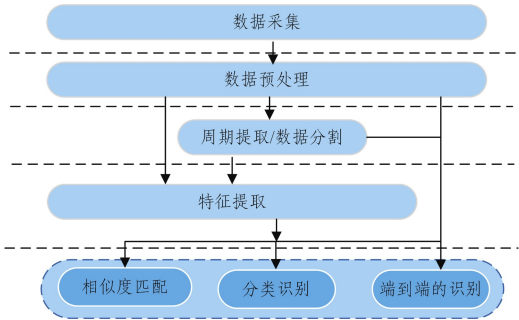


图1 基于惯性传感器的步态识别过程

分析识别包含多种形式。首先,可以与数据库中登记的一个或多个步态模态进行比较,计算它们之间的相似性,决定是接受或拒绝某个用户。其次,可以通过机器学习获得对象特征的独有特点,然后对需要识别的步态数据进行分类识别。再次,前面两种形式都包含特征提取过程,当前可利用深度网络的特征提取能力,实现直接从步态数据识别出对象身份的端到端识别。

与数据库的模板进行比对的方法中包含注册阶段。在注册阶段,从原始数据中提取个体步态特征,形成识别个体的步态模板。

3 流程技术与方法

3.1 数据收集

(1)数据收集设备

在步态身份识别中使用的惯性传感器可以仅仅包括加速计,也可以同时包含陀螺仪,很多研究也包含了磁强计。对应的数据为三轴、六轴和九轴数据。

数据采集设备分为两类:一类是研究人员自己开发的实验装置,根据需要,集成了加速度计、陀螺仪和磁强计;另一种则是利用商业智能设备中的惯性传感器,如手机和智能手表。前者主要用于实验室,其优势在于研究者可以自主选择传感器(如选择不同的加速度范围)、自主设计计算/存储能力、

选择采集频率、定制通信协议等,便于定制化地收集、分析和处理数据;后者的优势主要在于开发的软件和算法等可以通过商业设备快速进入市场,开发出更贴近市场的技术产品。

数据采集系统可以分为单节点和多节点的两种类型。单节点的数据采集系统仅包含一个数据采集设备;而多节点的数据采集系统包含多个设备,分别穿戴在身体的不同部位。

(2)原始传感器数据

在步态识别中,原始传感器数据包括一个或多个加速度数据和角速度数据,大多数文档中都需要时间戳。加速度数据和角速度数据均由三轴数据组成。

目前,部分步态识别方法只依赖于加速度数据。原因在于:首先,一些研究表明加速度计可以产生比陀螺仪更好的性能^[10-11];其次,加速度计的功耗和价格远远低于陀螺仪,因此在商用场景中,如果仅通过加速度计能解决问题,就没有必要使用陀螺仪。但从另一方面来说,陀螺仪数据和加速度数据能够通过数据融合来提高识别率^[7, 12-15]。特别是近期基于神经网络的识别中,往往倾向于使用更多的数据信息。

此外,一些研究指出,每个轴信号的识别效果是不同的,具体地,不同的识别系统可以只分析具有较大分辨力的信号^[16-19]。例如,一些文献只分析了正向加速度,一些文献只分析了横向加速度,一些文献只分析了重力方向的加速度。至于选择哪种加速度数据或陀螺仪数据,与设备的放置位置和应用场景有一定的关系。

(3)传感器的位置

实验表明,步态识别受到传感器位置的影响。在相关研究中,传感器被放置在腰部、手腕、脚踝、臀部、手臂或身体的其他位置,不同的部位有不同的识别能力。例如,在文献^[20]中,加速计被安装在身体的5个不同部位,即上臂、手腕、大腿、脚踝和腰部。大多数早期的步态识别方法都将采集设备固定在特定位置。一些方法在不同的体位上安装多个传感器,以观察不同测量位置的性能差异。

(4)采样频率

在数据采集中,采样频率是一个重要的问题。采样频率过低会导致信号失真,无法恢复真实的步态信号。然而,采样频率过高,设备的功耗会增加,并且会收集更多的噪声信号。噪声信号不仅会降低识别精度,而且给后续处理带来了困难。在早期的研究中,采样频率通常设置得较大,如文献^[21]中设置为250 Hz。后来,为了减少数据量和功耗,通常将采样频率设置为一个合适的较小值。如在相关的研究中,设置采样频率为16 Hz^[22], 20 Hz^[23], 27 Hz^[24], 33 Hz^[25], 50 Hz^[26], 100 Hz^[27], 120 Hz^[28]等。

(5)速度和行走方式

此外,不同的行走速度和行走方式也会对步态特征产生影响,如慢走、快走、跑步等都有不同的波形和步态特征。目前,大多数研究人员通常只研究一种特定步行模式下的步态识别。当然,也有研究人员研究了不同的行走方式。例如,文献^[29]中构建了包含不同活动的用户模型。此外,一些研究人员考虑了不同活动对识别性能的影响。在文献^[29-30]中,每个活动对应不同的识别模型。步态识别与活动识别相结合,即进行

一次活动识别,并根据活动选择不同的步态识别模型^[31-32]。

(6) 步行环境

道路条件对步态特征影响很大,例如,在平地、草地或斜坡上行走时,步态特征是不同的。大多数研究人员只研究了平坦地面上的步态特征。然而,在相关文献中,步态数据是在更现实的背景下收集的^[33],对不同行走环境下的步态进行实验和分析可以使步态识别技术适应现实世界。

3.2 数据预处理

由于信号采集过程受到噪声、传感器性质等因素的影响,因此需要对原始信号进行预处理。数据预处理过程通常包括去噪、运动检测、插值、归一化、数据合成和转换等。图 2 给出了数据预处理的主要步骤。具体研究中不一定包括上述所有操作。

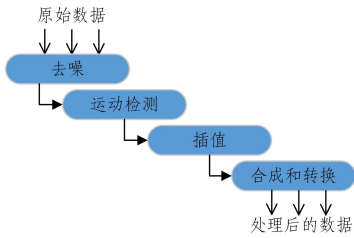


图 2 数据预处理步骤

Fig. 2 Step of data preprocess

(1) 去噪

虽然制造商校准了惯性传感器,但由于温度变化、电源电压不稳定等,在静态状态下采集的数据不为零,即零漂问题。为了解决这个问题,可以在静态条件下记录数据的平均值来估计数据偏差,然后直接从原始步态数据中减去估计偏差,以消除零点漂移^[33-44]。

在信号处理中,滤波是抑制噪声的关键步骤之一。在数据采集,高频分量的噪声通常是由各种原因引起的,如设备连接松动、放置错位、手机振动、不规则地面等^[24,34,45]。由于步态数据信号是低频信号,行走频率通常被认为在 1~20 Hz 之间,因此通常使用低通滤波来过滤噪声^[46-47]。常用的滤波方法包括移动平均滤波^[8,48-55]、加权移动平均滤波^[16-17,26,52,56-58]、正交小波变换^[24,34,44-45]、多级小波分解和重构^[24,34,41,45,59]、中值滤波^[60]、巴特沃斯低通滤波器^[37,60-61]、经验模态分解(EMD)^[41,44,62]等。

(2) 运动检测

通常在数据分析之前,研究人员需要区分行走状态数据和静态数据(也被称为运动检测)。在运动检测中,通常设置一定的阈值,阈值之间的数据被视为需要分析的步态数据^[17,33,56]。研究人员通过短时间内数据幅度的方差来区分步态数据段^[34-35]。也有研究人员利用信号的能量来过滤数据帧,而不需要运动^[31]。文献^[33]中对连续加速度值之差的绝对值应用卷积滤波器,以强调高加速度部分(行走)与非行走部分的差异。基于该信号,使用阈值提取行走。

(3) 时间插值

由于传感设备的稳定性、网络传输、信号干扰等,从传感器收集的数据之间的时间间隔并不总是相等的,可能会丢失一些数据。对于进一步的处理(数据分割、模板匹配、识别

等),我们需要使用数据插值将采样到的数据转换为固定值。插值方法分为线性插值法和非线性插值法。在非线性插值中,通常使用 3 次样条插值^[27,63]。线性插值公式如式(1)所示:

$$x' = x_0 + \frac{(x_1 - x_0)(t' - t_0)}{t_1 - t_0} \tag{1}$$

其中, x_0 和 x_1 分别是时间 t_0 和 t_1 的采样数据, x' 是 x_0 和 x_1 之间插值点的数据。

(4) 数据合成和转换

标准化是数据处理中常用的方法。在步态识别中,一些研究人员将数据标准化到 $[-1, +1]$ 的范围中^[36-37,41,44,61]。

此外,在运动状态下,由于检测装置在口袋中的相对运动,检测装置将接收相同行走运动的不同传感数据。Vildjiounaite 等的研究表明,行走过程中设备的倾斜会导致加速计信号形状发生变化,这可能会降低基于相关的方法的识别性能^[37]。

由于设备的位置和方向可能会影响传感器的单轴信号,相关研究通常会合成三轴加速度信号,以减少位置和方向造成的干扰^[22,50,64]。常用的合成公式如式(2)所示:

$$acc_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2 + z_i^2}, i = 1, \dots, k \tag{2}$$

其中, x_i, y_i, z_i 分别是加速度的三轴数据。

虽然信号合成可以补偿方向差异,但一些学者指出,这种方法不适合高精度的步态生物识别,因为加速器的不同轴数据具有不同的识别能力^[20,27,34,65-66]。

此外,一些研究人员使用合成信号直方图来解决传感器方向引起的差异^[64],或者使用频率自相关矩阵^[67]来解决这一问题,亦或者使用内置陀螺仪传感器将加速度计数据校准到直立姿态,最终减少方向噪声的影响^[68]。另一种方法依赖于识别过程之前的校准阶段,如 Kabsch 对准方法^[14]、旋转不变特征矩阵^[13,31,49,62]、方向补偿匹配算法^[11],它们或将惯性数据转换为地球参考系^[49],或提出一些新的想法,如投影、优化迭代算法^[11,31]。

3.3 分割

在特征提取之前,大多数步态识别方法通常将惯性传感器数据分割成一定长度的数据段,以便进一步处理。特别是考虑到步态信号是一种准周期信号,分割方法主要有两种:基于步态周期的分割以及将其划分为基于固定长度的数据帧。

(1) 基于周期的分割

行走是一个准周期运动过程。从记录的传感器数据中,我们可以看到周期性的重复,这种重复被称为步态周期。基于步态周期的分割方法比较复杂,包括周期长度估计、周期检测、周期归一化、不规则周期去除等。

1) 周期长度的估算

在周期检测过程之前,有必要估计步态周期的大致长度。估计周期长度的主要方法是基于自相关函数^[22-23,64,69],这些方法在不同的项目中略有差异。例如,在文献^[70]中,原信号中累加以一定距离 τ 隔开的所有对应数据平方的差,构造一个替代函数,然后通过替代函数的周期长度估计原信号的周期长度。另一项研究则是提取一小段步态数据,然后滑动该段,并将其与长度相同的其他段进行比较,从而得到下一段

距离分数最小的段,最后将两段中两个最小点的平均距离作为一个周期的近似长度^[34,52,58,71]。在文献[16,19,28]中,周期长度通过最小显著性和最大显著性向量来估计,而在文献[63,54,72]中,周期长度可根据经验确定。

2)周期检测

周期的准确检测是实现高识别率的关键。通过查阅文献,我们将周期检测方法分为极值点检测、零点检测、步态阶段检测与识别和其他检测策略。大多数周期检测方法都存在周期检测误差和匹配过程中周期相位失配的问题,具有一定的局限性。Trung 等分析了 4 种常用的周期性检测方法^[10]。接下来,本文将重点介绍常用的周期检测方法。

在极值点检测方法中,通常是检测一段步态数据中的一个局部最大值或一个最小值点,两个局部最大值或最小值之间为一个周期。具体而言,首先我们应该估计一个周期的大致长度;然后从数据的开始处找到第一个最大点(或最小点)作为起点;之后在估计的周期长度的某个范围内,找到第二个最高点,作为第一个周期的终点,以此类推。文献[26]中的方法是在 10% 的范围内搜索极值点;也可根据人体步态的典型节奏选取搜索范围,如文献[14]中的方法是在 0~2 s 左右的长度范围内搜索极限点,原因是考虑到步态的典型节奏是每秒 1.8~2.3 步。最后,找到所有的极值点,两个相邻极值点之间的数据是一个周期^[26-27,34,36,41,45,47-48,50-54,56,58,63,65,68,70-71,73]。该方法存在的问题是:基于极值点的周期检测方法由于行走速度不准确等因素,在寻找极值点时很难确定邻域范围,因此分割的周期误差有时很大。

一些文献使用过零点法。过零点法一般需要将数据归一化到[-1,1]区间,或者将步态数据的每个观察值减去一个固定值(如平均值)。首先选取某个过零点作为周期的起点,如文献[74]中选取局部最小值后的过零点作为起点。周期终点有不同的选择方法,例如:连续多个过零点即视为一个周期^[74];还有很多研究通过计算序列的相关度来决定周期的长度^[69];也有研究在预估周期长度的邻域中寻找零点作为周期的终点。由于现实中步态数据波形具有不规则性,基于过零点的周期性检测方法不可靠,因此需要研究可靠的方法以去除不必要的零值点。

一些研究使用复杂度稍高的方法来检测周期,它们首先检测步态阶段,然后根据步态周期的阶段划分步态周期。众所周知,步态周期可以分解为几个子事件,包括初始触地、支撑阶段、初始摆动等。通过检查这些步态阶段可以划分周期。文献[38]中,研究者使用模糊有限状态机 FFSSM 将加速度信号划分为周期。

还有其他基于周期的分割策略,如基于阈值的方法、自相关算法^[14,24,31,59,63,72]、动态变化检测^[75]、相位分析^[12,76]、最小和最大显著向量^[16,19,28,39,77]、皮尔逊相关法^[63,72]、自 DTW^[12]等,以及连续小波变换^[48]、相位配准技术^[12]、曲线对齐方法^[61]、基于组合双轴信号的改进峰值检测方法^[68]、分段线性近似(PLA)技术^[19]。

3)周期长度归一化

在一些相似性度量中,如欧氏距离,其所需的输入向量

应该具有相同的长度,为了进一步处理,需要将检测到的周期转换为相等的长度。这一步通常被称为周期长度归一化。这可以通过插值(线性插值、非线性插值、三次样条插值)和 DTW^[28,41,48,63,71]等实现。值得一提的是,DTW 可能会过度扭曲周期,导致周期的识别模式丢失。

4)消除不规则周期数据

由于受到噪声的影响,一些划分的周期非常不规则,需要将其删除。去除不规则周期的方法通常是交叉比较所有提取的周期,然后删除与其他周期有较大距离的周期。消除异常周期的常用方法是 DTW^[16,19,26,28,34,58]。一些研究理论相对简单,它们认为步态的起始和结束不能完全代表自然步态,因此直接删除了步态周期的起始和结束^[51,55,56,78-79]。

(2)基于数据帧的分割

与基于周期的分割不同,基于帧的方法不需要任何额外的处理,惯性数据可以被分成重叠或不重叠的段(帧),这些方法还保留了步态模式的形态^[7]。然而,基于帧的分割不能包含全部步态相位信息,也不能解决步态模式中的时间变化。可以注意到,基于帧的步态识别方法考虑了由先验知识确定的下限,也就是说,根据预期的最小步态速度来看,一个帧至少应该包含一个完整的步态周期。例如:文献[33]中研究了时间片为 2 s,3 s 和 4 s 的情况,重叠率为 50%;文献[32]中研究了时间片为 3 s,5 s 和 7.5 s;文献[80-81]中设置时间片为 3 s;文献[82]中研究了时间片为 1 s,2 s,...,10 s 的情况;文献[31]中设置时间片为 5.12 s,重叠率为 50%;文献[46]中研究了时间片为 0.7 s,1.4 s,2.8 s,4.2 s,8.4 s,12.6 s 的情况,文献[23]中研究了时间片为 10 s 和 20 s 的情况。

3.4 特征提取

每种步态识别方法的关键步骤是提取最佳的特征组合,从而有效地区分不同的步态模式。这些特征应使同一类数据的相似度尽可能大,而不同类型数据的相似度尽可能小。通过文献整理,我们将提取的特征分为步态参数特征、统计特征、频域特征和其他高级特征。下面将详细介绍这些特征提取方法。

(1)步态参数特征

早期研究倾向于直接比较周期之间的相似性,因此最简单、最有效的步态特征是多个步态周期数据^[28,51,56,69],或者从多个步态周期组合中提取典型步态周期作为步态模板^[16-17,26,28,36,41,50,52,55,58,63,71-73,78-79,83-84]。其他步态参数特征包括周期长度^[15,23-24,43-44,80]、周期频率^[35,43,59,62]、对称系数^[35]以及动态范围^[35,75,85]。常用的步态参数特征公式如表 1 所列。

表 1 步态参数特征

Table 1 Characteristics of gait parameters	
步态参数特征	公式
多个步态周期	$C_1, C_2, \dots, C_n$
典型步态周期	$C_{ave} = f(C_1, C_2, \dots, C_n)$
周期长度	$len = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n T_i$
步态对称系数	$S_t = \frac{1}{2} \left(\frac{C_l}{C_{max}} + \frac{C_r}{C_{max}} \right)$
动态范围	$D = \max(x_1, x_2, \dots, x_n) - \min(x_1, x_2, \dots, x_n)$

(2)统计特征

使用数据分布统计的动机是基于信号形状影响数据分布

的假设^[36]。通常,提取的统计特征包括均值、方差、标准差、高阶矩^[25,31,49,80]、均方根^[39,62]、偏度和峰度^[31,36,43,47]和分布直方图^[24,36,39,50,59,62,64,77,86]。其他统计特征还包括自相关^[31,43]、能量及能量差^[30-31]、累积量^[48,68]、波形长度^[59]。具体公式如表 2 所列。

表 2 步态统计特征
Table 2 Statistical characteristics of gait

步态参数特征	公式
平均值	$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$
方差	$S = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2$
标准差	$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \mu)^2}$
均方根值	均方根值 $= \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$
峰度	$\left(\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})^4 / S^2 \right)^{-3}$
时间间隔	$T = t_{c+1} - t_c$
高阶矩	$E(x-c)^k = \sum_{i=1}^n (x_i - c)^k p_i$
与平均值的绝对偏差之和	$\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i - \bar{x} $
能量	$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2$
能量差异	$E = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - y_i)^2$

需要说明的是,在统计特性方面,虽然上述特征很容易在一段数据中被提取出来,但也有一些文档使用一些特殊而复杂的方法来提取上述特征。例如,将一个周期内的六轴惯性数据分为几个部分(如动态部分或静态部分),然后分别从各个部分提取特征作为步态特征^[25,75]。

(3) 频域特征

使用频域分布的动机是假设行走信号中每个人的频率分量都有一个特征分布^[36]。常用的频域特征包括 FFT 系数^[18,24,27,35-37,41,43-44,55,59,67,87]、傅里叶变换特征的相关矩阵^[67]、离散余弦变换(DCT)^[24,33,43,59]、倒谱系数(包括 Mel 频率倒谱系数(MFCC)^[32-33,39,77,]、bark 频率倒谱系数(BFCC)^[32-33,39,42,77,]、感知线性预测系数(PLP)^[29]、RASTA-PLP 系数^[29]、谱熵^[81]、小波变换^[27,42,65,88]、谱峰、低频带能量与高频带能量之比、压缩子带倒谱系数^[81]和能量^[47]等。在 FFT 变换中,有些研究将前 40 个傅里叶系数作为特征向量,有些将转换后的信号转换成几个频率范围,每个频率范围都以其最大值作为特征向量^[18,55]。

(4) 高级特征提取方法

目前,一些方法依赖于先进而复杂的特征提取过程。这些方法包括基于 PCA 的方法^[83]、奇异谱分析^[89]、几何模板匹配^[90]、感知机计算理论^[38]、曲线对齐^[61]、基于 HOS(Higher-Order-Statistics)的方法^[46]、基于 SP(Signature Points)的方法^[20]、步态动态图像 GDI(Gait Dynamics Image)^[13]、周期间相位配准^[12]、时延嵌入模型参数^[90]和 DTW 矩阵^[19]。

(5) 特征选择与特征组合

通常情况下,我们可以提取很多步态特征。但特征向量的生成不仅需要大量的计算任务,而且一些特征可能会引入冗余或噪声,反而降低了识别率。减少特征尺寸将有助于移动设备更快地执行分类任务,且能改善设备和用户之间的

交互^[24]。我们通常使用一些算法来选择特征并获得最佳候选特征子集。常用的特征选择方法包括顺序前向选择(SFS)^[62]、顺序浮动前向选择(SFFS)^[62]、随机投影^[30]、主成分分析(PCA)^[68]、线性判别分析(LDA)^[51,70]、判别潜在得分(Discriminative Potential Score, DPS)^[32]、相关特征选择(Correlation Feature Selection, CFS)策略^[47]、费舍尔判别分析(Fisher Discriminant Analysis)^[67]等。

一些研究表明倒谱系数优于统计特征^[39]。与基于小波或 FFT 的方法相比,PCA 具有更好的性能。有研究者发现最大值、最小值、均方根值是分析的最佳特征^[70]。

3.5 识别和判断

在识别阶段通常采用两种方法^[7]:1)相似度匹配;2)基于机器学习的分类。

步态数据的相似性匹配方法通常基于距离测度函数或相关测度函数。在该方法中,将提取的步态数据与存储的步态模板进行比较,并计算表征相似度得分,然后根据分数识别用户的身份。

步态模板通常包含两个部分的信息。一是一个周期或多个周期的传感器数据。在模板的形成中往往需要对原始传感器数据进行归一化、周期长度对齐、求平均值等操作。二是特征值,即基于分析训练数据所获得的特征值。上文提到的特征大都可以作为模板特征。例如:文献^[36]中的方法选择 FFT 系数和直方图的统计特征作为模板的一部分。值得一提的是,随着深度网络的发展,一些研究采用深度网络提取特征,这些特征缺乏显式的含义。

步态数据的相似性度量方法包括^[7]:直方图相似性^[22]、曼哈顿距离^[52,57,75-76]、欧氏距离^[18,21,50,52-57,76,78-79,83-84]、相关系数^[11,36-37,46,61,72-73]、Tanimoto 距离^[14,76]、汉明距离(Hamming)^[45]、余弦距离(Cosine)^[13]。

一些文献中介绍了先进的测量方法,包括:动态时间规整算法(DTW)和基于 DTW 的衍生算法^[12,16,19,26,28,34,39,41,43,52,56-58,61,65,69,79,83,87]、循环旋转度量 CRM^[28,39,52,71]、相似性的统计度量(如 MOS^[87])、Jaccard 距离^[30]、几何模板匹配(Geometric Template Matching)^[82,90]、皮尔逊相关系数(Pearson Correlation Coefficients)^[63,72]、曲线对齐^[61],以及使用多个相似度的组合^[69]等。

一些距离公式如表 3 所列。

表 3 距离公式
Table 3 Distance formula

距离度量	公式
欧氏距离	$d_{\text{euclidean}}(s, t) = \sqrt{\sum_{i=0}^n (s_i - t_i)^2}$
曼哈顿距离	$d_{\text{manhattan}}(s, t) = \sum_{i=0}^n s_i - t_i $
Tanimoto 距离	$d_{\text{tanimoto}}(s, t) = \frac{s \cdot t}{s \cdot s + t \cdot t - s \cdot t}$
汉明距离	$d_{\text{hamming}}(s, t) = \frac{1}{n_c} \sum_{i=1}^n (s_i \oplus t_i)$
余弦距离	$d_{\text{cosine}}(s, t) = \frac{\langle s, t \rangle}{\ s\ \ t\ }$

在基于机器学习的分类识别中,通常使用已有的步态数据或步态特征来训练识别模型,然后利用训练识别模型,对未知的步态数据进行分类预测。目前,基于机器学习的方法

大多是监督学习,一些先进的无监督学习算法也被用于步态识别,但需要实验验证。步态识别中的机器学习方法包括^[7]: k -NN (最近邻)^[7,13,20,25,32,37,46,66,70,74,88,90,91]、支持向量机^[19,24,27,35,39,41,48,49,61-63,68,79-82,90]、决策树^[23,80,89]、随机森林^[15,47,66,80]、神经网络^[15,23,40,80,85]、隐马尔可夫模型(HMM)分类器^[32-33,39,77,81,92]、高斯混合模型(GMM)分类器^[13,31,93]、逻辑回归^[49]、贝叶斯网络分类器^[80]、朴素贝叶斯^[15,91]和模糊有限状态机规则^[38]。

另外,一些研究还使用了其他的方法,如线性判别分析(LDA)^[44,85]、二次判别分析(Quadratic Discriminant Analysis)^[91]、梯度增强树(Gradient-Boosted Trees)^[94]、稀疏码集合CSCC(Classifier for Sparse-Code Collection)^[95]、高斯混合模型-通用背景模型 GMM-UBM(Gaussian Mixture Model-Universal Background Model)^[31,60]、加权投票方案^[35]等。

3.6 基于深度学习的端到端的识别

近年来,有不少学者利用神经网络的最新成果来识别步态信息,2017年,Dehzangi等^[96]尝试用卷积神经网络和多传感器融合的IMU对步态进行识别。他们提出了一种新的方法,使用人的步态周期的时间频率扩展的人体步态识别,以捕获关节2维的步态周期的光谱和时间模式。基于卷积神经网络从二维扩展步态周期中提取判别特征,并以判别的方式联合优化识别模型和光谱时间特征,将系统的步态识别精度提高到93.36和97.06。Delgado-Escano等^[97]提出了一种新的

基于深度学习的端到端方法。该方法使用原始惯性数据作为输入,能够自动学习最佳表达,而不受预处理特征引入的任何约束。Zou等^[98]提出了一种用于鲁棒步态特征表示的混合深度神经网络,其中空间和时间域的特征由卷积神经网络和递归神经网络依次提取。Moon等^[99]基于CNN和RNN构建集成识别网络对多模态数据进行识别。Peinado-Contreras等^[100]通过优化RNN的设计,更好地学习每个个体的特征。Wang等^[101]建立了基于卷积神经网络的步态识别模型(CNN-GR)。Cao等^[102]提出了一种混合深度学习网络(HDLN),它结合了长短期记忆(LSTM)网络和卷积神经网络(CNN)的优势。Das等^[103]基于CNN网络构建了具有环境适应性的识别网络。

4 识别率和数据库

4.1 识别率

步态识别的研究始于2005年。通过参考2005—2021年的相关文献,我们选择了一些贡献较大的文章,并进行了总结,以便读者更加深入了解步态识别的识别率。目前,常用的评估指标有EER和准确率。当误拒绝率(False Rejection Rate,FRR)等于误接受率(False Acceptance Rate,FAR)时,FAR与FRR的值为EER(Equal Error Rate)。所谓准确率,即识别正确的样本占总样本的比例。

相关研究的步态识别率如表4所列。

表4 相关研究
Table 4 Related works

相关工作	数据采集设备	实验信息	识别率
Mantyjarvi等,2005 ^[36]	两个可穿戴式加速度计传感器连接到腰部	36名健康受试者(19名男性、17名女性)以不同的速度行走	EER:7%
Vildjioupaite等,2006 ^[37]	传感设备放在手上、胸袋和裤袋里	31名健康受试者(19名男性、17名女性)以正常速度和快速行走20 m	EER:2%~12%
Gafurov等,2006 ^[22]	2个ADXL202二轴加速度计置于Atmel的蝴蝶评估板、右踝关节上面	21名健康受试者(12名男性、9名女性)	直方图相似法:EER:5% 基于周期方法:EER:9%
Gafurov等,2007 ^[53]	加速度计传感器附在右口袋	健康受试者50人(年龄19~62岁,男性33名、女性17名),正常行走,地面行走20 m,负重行走20 m	准确率:86.3% EER:7.3%
Liu等,2007 ^[74]	1个可穿戴加速计固定在腰部	21名健康受试者(年龄19~40岁,男性11名、女性10名)以正常速度行走30 m	时域特征 EER:5.6% 频域特征 EER:21.1%
Gafurov等,2008 ^[18]	1个可穿戴加速计固定在手臂	30名健康受试者(年龄19~47岁,男性23名、女性7名)	EER:10% 准确率:71.7% 准确率: 手腕:66.8% 上臂:74.5% 腰部:70.1% 大腿:67.5% 脚踝:72.9% 5个通道:96.7%
Pan等,2009 ^[20]	5个可穿戴式加速度计连接在右手腕、左上臂、腰部右侧、左大腿、右脚踝	30名健康受试者,以自然步态行走20 m,行走多次	准确率:90.3±3.2%
Sprager等,2009 ^[68]	智能手机内置加速度计置于右髋部	6个健康男性以慢速、正常、快速的方式行走50 m	准确率:95%
Nowlan等,2009 ^[91]	加速度计和陀螺仪放在裤子口袋里	7个测试者以3种方式行走	EER:1.6%
Bours等,201 ^{0[83]}	自制加速计模块(MR100)放在左髋位置	60名健康受试者(男性43名、女性17名),正常步态行走	EER:1.6%
Gafurov等,2010 ^[69]	自制加速计模块放在脚踝位置	30名健康受试者穿着4种不同的鞋子在平地上自然行走20 m	EER:20%
Derawi等,2010 ^[26]	谷歌GI含加速度计AK8976A放在臀部侧面位置	51名受试者以正常速度在平地上行走37 m,数据来自2天	EER:5.7%
Derawi等,2010 ^[71]	可穿戴加速计放在左腿上靠近臀部位置	60名健康受试者,2天,20 m,正常步态	

(续表)

相关工作	数据采集设备	实验信息	识别率
Kwapiaz 等, 2010 ^[23]	智能手机内置传感器放在裤兜里	36 名健康受试者进行多种活动, 包括行走、慢跑、上楼、下楼、数据来自 2 天	各种算法被对比分析
Kobayashi 等, 2011 ^[67]	内置加速度计的手机放置在手上	58 名健康受试者在平地上以正常速度行走, 每人测 40 个序列	准确率: 45%~50%
Nickel 等, 2011 ^[92]	内置加速度计的智能手机放在右髌位置	36 名健康受试者, 2 天, 正常速度和快速速度行走	SVM TER: 20.01% HMMEER: 12.63%
Li 等, 2011 ^[65]	自制含加速度传感器的设备安放置在脚踝上	22 名健康受试者 (男性 16 名、女性 6 名) 正常速度, 行走 20 m	EER: 3.27%
Nickel 等, 2011 ^[28]	内置加速计的智能手机放在髌部右侧	48 名健康受试者 (30 名男性和 18 名女性) 在平地上行走	EER: 21.7%
Xu 等, 2012 ^[27]	智能手机内置加速计, 右裤兜	36 名健康受试者 (男性 28 名, 女性 8 名) 正常速度和快速行走	正常步速训练测试: 99.4% 快速步速训练测试: 96.8%
Thang 等, 2012 ^[41]	谷歌 Android HTC NexusOne 内置加速传感器, 放在裤兜位置	11 名健康受试者, 自然步态	时域特征准确率度: 79.1% 频域特征准确率: 92.7%
Derawi 等, 2013 ^[52]	三星 Nexus S 内置加速计, 放在裤兜位置	25 名受试者	准确率: 89.3%
Hoang 等, 2013 ^[24]	Google Nexus One, LG Optimus G, 裤兜 14 名受试者, 自然步速	准确率: 91.33±0.67%	
Ngo 等, 2014 ^[13]	4 个传感器, 4 个方位	47 名健康受试者 (年龄 21~50 岁, 男性 32 名, 女性 15 名), 正常步速, 平路	EER: about 10%
Sun 等, 2014 ^[35]	多个实验, 多个 iPhone 手机, 内置加速度计和陀螺仪, 多个放置位置	10 名受试者在, 水泥路面和草地上行走	各种状态被对比分析
Johnson 等, 2014 ^[15]		McGill Univ. 步态数据库 Osaka Univ. 步态数据库	Osaka Univ. 步态数据库 EER: 5.6%
Choi 等, 2014 ^[25]	可穿戴传感器 (Shimmer) 放置在背部	10 名健康受试者 (男性 5 名、女性 5 名)。室内地面, 正常行走速度。	准确率: 100%
Primo 等, 2014 ^[49]	2 个谷歌 Nexus 手机, 内置加速计, 放在裤兜和手部	30 名健康受试者, 在地面上正常行走约 2 min 情况 1: 30 * 2 组数据 (左、右裤兜) 情况 2: 30 * 2 组数据 (左、右手)	手部数据和裤兜数据分别作为测试集和训练集进行了交叉实验
Ngo 等, 2014 ^[76]	3 个惯性传感器 (包括加速度计和陀螺仪) 和摩托罗拉 ME860 手机内置的加速度计, 放置在腰部	744 名健康受试者 (年龄: 2~78 岁, 389 名男性, 355 名女性) 在多个坡度路面行走	各种状态的对比分析
Lu 等, 2014 ^[31]	Samsung Galaxy S3, S4, Google Nexus 5, Intel Xolo	3 个数据集, 分别涉及不同的人、不同的动作、不同的速度和不同的放置位置	EER: 14%
Hoang 等, 2015 ^[45]	谷歌 Nexus one, 内置加速计, 放在裤兜	38 名健康受试者 (28 名男性、10 名女性) 在平地上行走	EER: 3.5%
Sprager 等, 2015 ^[46]		McGill Univ. 步态数据库 Osaka Univ. 步态数据库	EER: 6%~12%
Zhang 等, 2015 ^[95]	加速度传感器 (附在身体的 5 个部位) 手腕、上臂、髌部、大腿、脚踝	175 名健康受试者, 每人不同时间的 2 次的步态数据	准确率: 95.8%
San-Segundo et al, 2016 ^[60]	三星 Galaxy S II, 内置加速计和陀螺仪	30 名健康受试者 (年龄 19~48 岁); 走、走-上楼、走-下楼	识别错误率: 17.7% (30 人) 识别错误率: 5% (6 人)
Damaševičius 等, 2016 ^[30]	智能手机, 内置加速计和陀螺仪	南加州大学数据库: 14 名健康受试者 (7 名男性、7 名女性)	EER: 5.7%
Preuveneers 等, 2017 ^[94]	可穿戴传感器	数据库 REALDISP, 健康受试者 17 名, 包括步行、慢跑、跑步、骑车、划船等 33 项活动	EER: 3%
Zeng 等, 2017 ^[47]	5 个设备 (2 个可穿戴传感器, 3 个手机) 放在手腕、上臂、髌部、大腿、脚踝	30 名健康受试者 (10 名女性、20 名男性)	准确率: 97%~99.6%
Dehzangi 等, 2017 ^[96]	5 个惯性传感器, 放在胸部、手腕、膝盖上部、右脚踝和髌部	10 个受试者	准确率: 93.36%~97.06%
Delgado 等, 2018 ^[97]		Osaka Univ. 步态数据库	识别准确率: 94.8% 认证 EER: 1.1%
Zou 等, 2020 ^[98]	智能手机, 内置加速计和陀螺仪	118 个受试者	识别准确率: 93.5% 认证准确率: 93.7%
Peinado 等, 2020 ^[100]	智能手机, 内置加速计和陀螺仪	15 个受试者 (8 名男性、7 名女性)	准确率: 97%

4.2 步态数据库

评估数据集对于评估和比较步态识别方法至关重要。步态数据集应满足 4 个主要要求: 首先, 受试者应包括所有年龄段, 男女比例均匀; 其次, 步态数据不仅应包括从实验室环境中收集的数据, 还应包括从实际环境中收集的数据; 再次, 数据应包括短期和长期步态; 最后, 实验数据应涵盖尽可能多的

干扰因素^[7]。

本领域的研究中有 5 个较为全面的公共数据库, 分别是来自大阪大学的含 744 个对象的数据库、麦克吉尔大学的含 20 个对象的数据库、浙江大学的 ZJU-GAITACC 数据库、来自热那亚大学的含 30 个对象的数据库和来自南加州大学的 UCS-SIPI 数据库。下面给出这 5 个数据集的详细信息。

日本大阪大学^[76]发布了其最大的步态数据库¹⁾,该数据库库共有 744 名受试者,包括 389 名男性和 355 名女性,年龄在 2~78 岁。这些步态数据是在 5 天内收集到的,包含关于性别和年龄的信息。从惯性传感器收集的数据包括加速度计数据和陀螺仪数据。提取每个参与者在水平道路、上坡和下坡等不同步行模式下的数据,每次步行大约 1 min。在水平路面上,步行距离为 9 m。在斜坡上,步行距离为 3 m。

加拿大麦吉尔大学的步态数据库²⁾包含 20 个对象^[66],数据通过放在口袋里的手机收集得到,收集的传感器数据包括加速计数据和磁强计数据。实验的数据采集时间为 2 天,每天的穿着可以不同,收集约 15 min 的室外行走数据。步态数据包括性别、身高、体重、衣服和鞋子等信息。

中国浙江大学步态数据库(ZJU-GAITAC)包含 175 名受试者^[95]。实验采集了 2 天的加速度计数据。实验中使用任天堂的 Wii remote 从身体的 5 个部位收集数据,这 5 个部位分别是左上臂、右手腕、髋部右侧、左大腿和右脚踝。数据的采样率设置为 100 Hz。他们要求每位参与者在水平地面上行走约 20 m。

意大利热那亚大学的步态数据库^[104]包含 30 个对象³⁾。他们使用智能手机以 50 Hz 的采样率收集腰围数据。数据集包含 6 种活动:走路、上楼、下楼、坐、站和躺着。他们收集加速计数据和陀螺仪数据。受试者的年龄在 19~48 岁。设计该数据库是为了用于行为识别,但相关行走部分可用于步态身份识别的验证。

美国南加州大学的步态数据库^[105]包含 14 个受试者的 12 个日常活动⁴⁾,被称为 USC-SIPI,采样率为 100 Hz。采集的数据包括加速度数据和陀螺仪数据。步态数据库考虑了性别、年龄、身高和体重等因素。7 名男性和 7 名女性参与了数据收集。受试者年龄在 21~49 岁,身高在 160~185 cm,体重在 43~80 kg。他们收集了 12 种日常活动:直行、左行、右行、上楼、下楼、向前跑、跳跃、坐、站、躺、上下电梯。设计该数据库是为了用于行为识别,但相关行走部分可用于步态身份识别的验证。

5 技术挑战和难点

研究人员在步态识别方面取得了很多成果,但是设计和实现一个实用的步态识别系统依然面临诸多困难,主要包括以下几个方面。

(1)由于人类行为动作的随意性和环境的多样性等,基于实验室环境和特定训练数据而产生的识别模型、识别算法和模型参数等不能适应真实的、不受约束的真实场景,即基于实验数据得到的模型和分类算法,在实际应用中一直面临识别率低的问题。具体而言,相对于其他生物特征而言,步态数据是动态变化的。这主要体现在:

1)行走动作本身的随意性。不同的时间和地点下产生的

行走动作存在差异,即使在同样的时间和地点,一个人连续行走多次,步态数据也有差异。

2)行走动作受多种生理和心理因素的影响。每个人的步态会受到精神状态、体力、情绪、疾病等因素的影响。

3)步态动作在人的一生中不是一层不变的。研究表明,随着年龄的增加,步态动作会发生改变。在步态识别领域也有研究通过步态数据来预测被试者的年龄大小。

4)外在自然环境的差异性和个人穿着打扮等因素都会造成行走动作的差异性。

5)运动状态也会影响步态特征。生活中的运动行为不是单纯地在平坦路面上行走,而是会涉及上下楼梯等。

6)感知系统的异构性。人体步态感知系统所涉及的传感技术、传感器数量、采集频率、放置位置、传感器朝向、传感器误差等差异性可能很大,传感数据流可能差异较大。其中,针对传感器放置位置和朝向带来的数据差异一直都受到研究者的关注。

(2)实时响应带来的技术挑战。现有实验系统大多是先采集数据,在判别阶段采用较多步态周期的数据进行事后验证。而在实际应用中,往往需要实时地给出判断。例如,手机丢失后,需要在几个步态周期内快速进行身份判别。而由于环境的多样性,短短几个周期的数据可能自身就存在一定的差异性。如何基于少量数据进行实时判断是步态身份识别系统在实际应用中所面临的挑战。

(3)步态身份识别系统如何满足嵌入式设备的环境要求是另一个技术挑战。当前很多研究通过深度网络和机器学习模型取到了较好的识别率。但是基于惯性传感器的步态身份识别系统往往需要运行在随身的小设备中。在嵌入式设备中运行,各种复杂的识别模型会遇到运行环境和计算能力的限制。Huang 等^[106]和 Hasan 等^[107]分别基于注意力机制的轻量级 CNN 网络和基于残差块的轻量级 CNN 网络,以适应资源受限的环境。

(4)当前的研究所涉及的识别量都较少,缺乏大数据的实验集。成功识别的基础在于模型和算法能发现不同个体之间步态数据的差异和特定个体的步态数据的相似。而随着识别量的增加,不同个体之间步态数据的差异会更难识别,同时,步态数据自身的动态性也会混淆这种差异。因此,基于惯性传感器的步态身份识别系统在得到实际广泛应用之前,需要大数据的验证和优化。而这样的数据集的产生受到个人隐私保护的限制。

6 未来的发展方向

针对上述问题,未来的工作可以从体系结构、信号处理、特征选择与组合、识别算法等方面展开。此外,基于步态识别系统的网络化实时性和小型化也是未来的发展方向。

具体而言,笔者认为基于惯性传感器步态身份识别在

1) <http://www.am.sanken.osaka-u.ac.jp/BiometricDB/>
2) <http://www.cs.mcgill.ca/~jfrank8/data/gait-dataset.html>
3) <http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Human+activity+recognition+using+smartphones>
4) <http://sipi.usc.edu/HAD/>

未来可以从以下几个方面着手：

(1)建立识别能力更强的识别模型。应用当前人工智能的最新成果,将深度网络模型、时序信号分析模型等用于步态身份识别。采用深度网络的一个优势在于其不需要特征提取过程,通过深度网络提取特征,直接输入传感器数据,形成端到端的识别系统。

(2)提高识别模型的自适应能力。面对步态数据的动态特征,通过自适应技术,使模型能快速适应环境的变化。例如,通过迁移学习,使得模型能够基于新环境的少量数据更新模型,使之适应环境的变化。又如:建立可解释的神经网络结构,当发生环境变化时定量调节模型参数等。再如:步态的变化是一个渐进的过程,这时可以考虑充分利用上下文信息进行再学习,动态调整识别模型。再如,研究基于少样本和单样本的学习在步态身份识别中的应用等。

(3)从整个系统的角度建立多个子系统的联合识别。例如,采用基于运动状态的联合识别模型,即先进行人体运动状态的识别(爬楼梯、慢跑等),再使用这种运动状态下的步态模板进行识别。又如:采用融合生理特征判断的联合识别模型,通过惯性传感器判别穿戴者的年龄和性别,再将判断的生理特征融入整体的系统判断中。还可以使用多传感器的联合识别。

(4)步态身份识别系统和物联网、云计算等技术的结合。面对机器学习对计算能力要求较高和嵌入式设备资源不足的矛盾,步态识别可以采用两种不同的方式进行处理:直接在用户端传感设备上计算,或者在服务器端进行计算。由移动应用程序支持的智能设备收集原始惯性数据,并将其发送到云基础设施,使用服务器端强大的计算能力,在识别过程完成后向用户端提供轻量级的数据反馈。

(5)提升系统的用户体验。例如,多个研究均表明多个传感器的联合使用能增强系统的识别能力,但携带传感器过多会恶化用户体验,因此未来的一个发展方向是使用尽可能少的传感器达到相似的识别准确率。又如:当前研究多采用手机或传感器束缚在身体的某个部位,而在实际环境中,手机可以手持,也可以放在兜里,手机的姿态也可能在运动过程中不断翻转(这使得获得的原始信号变化很大),因此,研究姿态无关性特征和位置无关性特征能够使用户摆脱携带上的约束。再如:虽然加速度和陀螺仪联合使用有利于提高识别率,但陀螺仪功耗较大,如果加速度就能达到要求的精度,那么识别系统就能够节能,并更适应嵌入式设备。

(6)研究疾病或疲劳对步态识别准确性的影响,包括不同环境对步态的改变和影响、年龄对步态的影响、妊娠对步态的影响等。Sun 等^[108]在健康管理系统中研究了针对老年人的步态身份识别技术。

(7)构建更大的数据库,获得更真实的步态数据。但是由于涉及个人生物信息和医学伦理,能否构建出大型数据库需要进一步研究。

基于惯性传感器的步态识别是一个新兴的生物识别研究领域,在未来将受到更多的关注。目前的成果证实了其具有进一步发展的巨大潜力。

参 考 文 献

[1] CHOI S, YOUN I K, LEMAY R, et al. Biometric Gait Recognition Based on Wireless Acceleration Sensor Using K-Nearest Neighbor Classification[C]// Proceedings of 2014 International Conference on Computing, Networking and Communications. New York:IEEE, 2014:1091-1095.

[2] WHITTLE M. Gait Analysis: An Introduction[M]// Edinburgh: Elsevier Health Sciences. 2012:147-148.

[3] FAVRE J, AISSAOUI R, JOLLES B, et al. Functional Calibration Procedure for 3D Knee Joint Angle Description Using Inertial Sensors[J]. Journal of Biomechanics, 2009, 42: 2330-2335.

[4] LIU T, INOUE Y, SHIBATA K. Development of a Wearable Sensor System for Quantitative Gait Analysis [J]. Measurement, 2009, 42: 978-988.

[5] KLUCKEN J, BARTH P, KUGLER, et al. Unbiased and Mobile Gait Analysis Detects Motor Impairment in Parkinson's Disease [J]. PLoS ONE, 2013, 8(2): e56956.

[6] MURO-DE-LA-HERRAN A, GARCÍA-ZAPIRAIN B, MEND-EZ-ZORRILLA A. Gait Analysis Methods: An Overview of Wearable and Non-Wearable Systems, Highlighting Clinical Applications[J]. Sensors, 2014, 14(2): 3362-3394.

[7] SPRAGER S, JURIC M B. Inertial Sensor-Based Gait Recognition: A Review[J]. Sensors, 2015, 15(9): 22089-22127.

[8] GAFUROV D. A Survey of Biometric Gait Recognition: Approaches, Security And Challenges [EB/OL]. www. nik. no/2007/14-Gafurov.

[9] SPRAGER S, ZAZULA D. Gait Identification Using Cumulants of Accelerometer Data[C]// Proceedings of the 2nd WSEAS International Conference on Sensors, Signals, Visualization, Imaging, Simulation and Materials. WSEAS Press, 2019: 94-99.

[10] TRUNG N T, MAKIHARA Y, NAGAHARA H, et al. Performance Evaluation of Gait Recognition Using the Largest Inertial Sensor-Based Gait Database[C]// Proceedings of 2012 5th IAPR International Conference on Biometrics. IEEE Press, 2012: 360-366.

[11] NGO T T, MAKIHARA Y, NAGAHARA H, et al. Orientation-Compensative Signal Registration for Owner Authentication Using an Accelerometer[J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2014, 97(3): 541-553.

[12] TRUNG N T, MAKIHARA Y, NAGAHARA H, et al. Phase Registration in A Gallery Improving Gait Authentication[C]// Proceedings of 2011 International Joint Conference on Biometrics. New York: IEEE Press. 2011: 1-7.

[13] ZHONG Y, DENG Y B. Sensor Orientation Invariant Mobile Gait Biometrics[C]// IEEE International Joint Conference on Biometrics. IEEE Press, 2014: 1-8.

[14] SUBRAMANIAN R, SARKAR S, LABRADOR M, et al. Orientation Invariant Gait Matching Algorithm Based on the Kabsch Alignment[C]// IEEE International Conference on Identity, Security and Behavior Analysis (ISBA 2015). IEEE Press, 2015: 1-8.

[15] JOHNSTON A H, WEISS G M. Smartwatch-Based Biometric

- Gait Recognition[C]// 2015 IEEE 7th International Conference on Biometrics Theory, Applications and Systems(BTAS). IEEE Press, 2015:1-6.
- [16] MUAZ M, NICKEL C. Influence of Different Walking Speeds and Surfaces on Accelerometer-Based Biometric Gait Recognition[C]// 2012 35th International Conference on Telecommunications and Signal Processing. IEEE, 2012:508-512.
- [17] GAFUROV D, SNEKKENES E. Towards Understanding the Uniqueness of Gait Biometric[C]// 2008 8th IEEE International Conference on Automatic Face & Gesture Recognition. IEEE, 2008:1-8.
- [18] GAFUROV D, SNEKKENES E. Arm Swing As A Weak Biometric for Unobtrusive User Authentication[M]// Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. 2008: 1080-1087.
- [19] MUAZ M, MAYRHOFER R. An Analysis Of Different Approaches to Gait Recognition Using Cell Phone Based Accelerometers[C]// Proceedings of International Conference on Advances in Mobile Computing & Multimedia. New York, ACM, 2013:293-300.
- [20] PAN G, ZHANG Y, WU Z. Accelerometer-Based Gait Recognition via Voting by Signature Points[J]. Electronics letters, 2009, 45(22):1116-1118.
- [21] LIU R, DUAN Z G, ZHOU J Z, et al. Identification of Individual Walking Patterns Using Gait Acceleration[C]// 2007 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. New York; IEEE Press, 2007:543-546.
- [22] GAFUROV D, HELKALA K, SÖNDROL T. Biometric Gait Authentication Using Accelerometer Sensor[J]. Journal of Computers, 2006, 1(7):51-59.
- [23] KWAPISZ J R, WEISS G M, MOORE S M. Cell Phone-Based Biometric Identification[C]// 2010 Fourth IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS). New York; IEEE Press, 2010:1-7.
- [24] HOANG T, NGUYEN T, LUONG C, et al. Adaptive Cross-Device Gait Recognition Using a Mobile Accelerometer[J]. Journal of Information Processing Systems, 2013, 9(2):333-348.
- [25] CHOI S, YOUN I H, LEMAY R, et al. Biometric Gait Recognition Based on Wireless Acceleration Sensor Using K-Nearest Neighbor Classification[C]// 2014 International Conference on Computing, Networking and Communications(ICNC). New York; IEEE Press, 2014:1091-1095.
- [26] DERAWI M O, NICKEL C, BOURS P, et al. Unobtrusive User Authentication on Mobile Phones Using Biometric Gait Recognition[C]// 2010 Sixth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. New York; IEEE Press, 2010:306-311.
- [27] XU J F, BHAGAVATULA C, JAECH A, et al. Gait-Id on the Move: Pace Independent Human Identification Using Cell Phone Accelerometer Dynamics[C]// 2012 IEEE Fifth International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems (BTAS). New York; IEEE Press, 2012:8-15.
- [28] NICKEL C, DERAWI M, BOURS P, et al. Scenario Test of Accelerometer-Based Biometric Gait Recognition[C]// 2011 Third International Workshop on Security and Communication Networks(IWSCN). New York; IEEE Press, 2011:15-21.
- [29] SAN-SEGUNDO R, CORDOBA R, FERREIROS J, et al. Frequency Features And GMM-UBM Approach for Gait-Based Person Identification Using Smartphone Inertial Signals[J]. Pattern Recognition Letters, 2016, 73:60-67.
- [30] DAMAŠEVIČIUS R, MASKELIŪNAS R, VENČKAUSKAS A, et al. Smartphone User Identity Verification Using Gait Characteristics[J]. Symmetry, 2016, 8(10):1-20.
- [31] LU H, HUANG J, SAHA T, et al. Unobtrusive Gait Verification for Mobile Phones[C]// Proceedings of the 2014 ACM International Symposium on Wearable Computers. New York: ACM, 2014:91-98.
- [32] NICKEL C, WIRTL T, BUSCH C. Authentication of Smartphone Users Based on the Way They Walk Using K-NN Algorithm[J]. 2012 Eighth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing, 2012, 11: 16-20.
- [33] NICKEL C, BUSCH C. Classifying Accelerometer Data via Hidden Markov Models to Authenticate People by the Way They Walk[J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2013, 28(10):29-35.
- [34] MUAZ M, MAYRHOFER R. Orientation Independent Cell Phone Based Gait Authentication[C]// Proceedings of the 12th International Conference on Advances in Mobile Computing and Multimedia. New York; ACM Press, 2014:161-164.
- [35] SUN B, WANG Y, BANDA J. Gait Characteristic Analysis And Identification Based on the iPhone's Accelerometer And Gyrometer[J]. Sensors, 2014, 14(9):17037-17054.
- [36] MANTYJARVI J, LINDHOLM M, VILDJIOUNAIT E, et al. Identifying Users of Portable Devices from Gait Pattern With Accelerometers[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. New York; IEEE Press, 2005:973-976.
- [37] VILDJIOUNAIT E, MÄKELÄ S M, LINDHOLM M, et al. Unobtrusive Multimodal Biometrics for Ensuring Privacy and Information Security with Personal Devices[J]. Pervasive Computing, 2006, 3968:187-201.
- [38] TRIVINO G, ALVAREZ-ALVAREZ A, BAILADOR G. Application of the Computational Theory of Perceptions to Human Gait Pattern Recognition[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(7): 2572-2581.
- [39] NICKEL C, BRANDT H, BUSCH C. Classification of Acceleration Data for Biometric Gait Recognition on Mobile Devices[C]// Proceedings of the Special Interest Group on Biometrics and Electronic Signatures, BIOSIG, 2011:57-66.
- [40] SUN H, YUAN T, LI X P, et al. Accelerometer-Based Gait Authentication via Neural Network[J]. Chinese Journal of Electronics, 2012, 21(3):481-484.
- [41] THANG H M, VIET V Q, THUC N D, et al. Gait Identification Using Accelerometer on Mobile Phone[C]// 2012 International

- Conference on Control, Automation and Information Sciences (ICCAIS). New York: IEEE Press, 2012: 344-348.
- [42] HESTBEK M R, NICKEL C, BUSCH C. Biometric Gait Recognition for Mobile Devices Using Wavelet Transform and Support Vector Machines[C]// 2012 19th International Conference on Systems, Signals and Image Processing (IWSSIP). New York: IEEE Press, 2012: 205-210.
- [43] FERRERO R, GANDINO F, MONTRUCCHIO B, et al. On Gait Recognition with Smartphone Accelerometer[C]// 2015 4th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO). New York: IEEE Press, 2015: 368-373.
- [44] LIN B S, LIU Y T, YU C, et al. Gait Recognition and Walking Exercise Intensity Estimation[J]. International Journal of Environmental Research and Public Health, 2014, 11(4): 3822-3844.
- [45] HOANG T, CHOI D, NGUYEN T. Gait Authentication on Mobile Phone Using Biometric Cryptosystem And Fuzzy Commitment Scheme[J]. International Journal of Information Security, 2015, 14(6): 549-560.
- [46] SPRAGER S, JURIC M B. An Efficient Hos-Based Gait Authentication of Accelerometer Data[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2015, 10(7): 1486-1498.
- [47] ZENG Y Z, PANDE A, ZHU J D, et al. WearIA: Wearable Device Implicit Authentication Based on Activity Information[C]// 2017 IEEE 18th International Symposium on A World of Wireless, Mobile and Multimedia Networks (WoWMoM). New York: IEEE Press, 2017: 1-9.
- [48] SPRAGER S, ZAZULA D. Impact of Different Walking Surfaces on Gait Identification Based on Higher-Order Statistics of Accelerometer Data[C]// 2011 IEEE International Conference on Signal and Image Processing Applications (ICSIPA). 2011: 360-365.
- [49] PRIMO A, PHOHA V V, KUMAR R, et al. Context-Aware Active Authentication Using Smartphone Accelerometer Measurements[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. New York: IEEE Press, 2014: 98-105.
- [50] GAFUROV D, SNEKKENES E, BUVARP T E. Robustness of Biometric Gait Authentication Against Impersonation Attack[C]// Proceedings of the 2006 International Conference on the Move to Meaningful Internet Systems: AWeSOMe, CAMS, COMINF, IS, KSiNBIT, MIOS-CIAO, MONET-Volume Part I. Berlin: Springer, 2006: 479-488.
- [51] GAFUROV D, BOURS P. Improved Hip-Based Individual Recognition Using Wearable Motion Recording Sensor[C]// Security Technology, Disaster Recovery and Business Continuity. 2010: 179-186.
- [52] DERAWI M, BOURS P. Gait and Activity Recognition Using Commercial Phones[J]. Computers & Security, 2013, 39: 137-144.
- [53] GAFUROV D, SNEKKENES E, BOURS P. Gait Authentication And Identification Using Wearable Accelerometer Sensor[C]// 2007 IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies. New York: IEEE Press, 2007: 220-225.
- [54] GAFUROV D, SNEKKENES E, BOURS P. Spoof Attacks on Gait Authentication System[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2007, 2(3): 491-502.
- [55] GAFUROV D, SNEKKENES E. Gait Recognition Using Wearable Motion Recording Sensors[J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2009, 7: 1-16.
- [56] GAFUROV D, BOURS P, SNEKKENES E. User Authentication Based on Foot Motion[J]. Signal, Image and Video Processing, 2011, 5(4): 457-467.
- [57] HOLIEN K. Gait Recognition under Non-Standard Circumstances[D]. Gjøvik: Gjøvik University College, 2008.
- [58] MJAALAND B B, BOURS P, GLIGOROSKI D. Walk the Walk: Attacking Gait Biometrics by Imitation[C]// Proceedings of The 13th International Conference on Information Security. Berlin: Springer, 2011: 361-380.
- [59] HOANG T, CHOI D. Secure And Privacy Enhanced Gait Authentication on Smart Phone[J]. The Scientific World Journal, 2014, 2014: 438254.
- [60] SAN-SEGUNDO R, ECHEVERRY-CORREA J D, SALAMEA-PALACIOS C, et al. I-Vector Analysis for Gait-Based Person Identification Using Smartphone Inertial Signals[J]. Pervasive and Mobile Computing, 2017, 38: 140-153.
- [61] HU S, TAO Y. Curve Aligning Approach for Gait Authentication Based on A Wearable Accelerometer[J]. Physiological Measurement, 2012, 33(6): 1111-1120.
- [62] HOANG T, CHOI D, VO V, et al. A Lightweight Gait Authentication on Mobile Phone Regardless of Installation Error[C]// Security and Privacy Protection in Information Processing Systems. Berlin: Springer, 2013: 83-101.
- [63] REN Y Z, CHEN Y Y, CHUAH M C, et al. User Verification Leveraging Gait Recognition for Smartphone Enabled Mobile Healthcare Systems[J]. IEEE Transactions on Mobile Computing, 2015, 14(9): 1961-1974.
- [64] GAFUROV D, HELKALA K, SØNDROL T. Gait Recognition Using Acceleration from MEMS[C]// Proceedings of First International Conference on Availability, Reliability and Security. IEEE Press, 2006: 6-439.
- [65] LI Y X, WANG X B, QIAO F. Gait Authentication Based on Acceleration Signals of Ankle[J]. Chinese Journal of Electronics, 2011, 20(3): 447-451.
- [66] FRANK J, MANNOR S, PINEAU J, et al. Time Series Analysis Using Geometric Template Matching[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, 2012, 35(3): 740-754.
- [67] KOBAYASHI T, HASIDA K, OTSU N. Rotation Invariant Feature Extraction from 3-D Acceleration Signals[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. New York: IEEE Press, 2011: 3684-3687.
- [68] SPRAGER S, ZAZULA D. A Cumulant-Based Method for Gait Identification Using Accelerometer Data with Principal Component Analysis and Support Vector Machine[J]. WSEAS Transactions on Signal Processing, 2009, 5(11): 369-378.

- [69] GAFUROV D, SNEKKENES E, BOURS P. Improved Gait Recognition Performance Using Cycle Matching[C] // 2010 IEEE 24th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops. New York: IEEE Press, 2010: 836-841.
- [70] ANNADHORAI A, GUENTERBERG E, BARNES J, et al. Human Identification by Gait Analysis[C] // Proceedings of the 2nd International Workshop on Systems and Networking Support for Health Care and Assisted Living Environments. New York: ACM, 2008: 1-3.
- [71] DERAWI M O, BOURS P, HOLIEN K. Improved Cycle Detection for Accelerometer Based Gait Authentication[C] // 2010 Sixth International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing. New York: IEEE, 2010: 312-317.
- [72] REN Y Z, CHEN Y Y, CHUAH M C, et al. Smartphone Based User Verification Leveraging Gait Recognition for Mobile Healthcare Systems[C] // 2013 IEEE International Conference on Sensing, Communications and Networking (SECON). New York: IEEE Press, 2013: 149-157.
- [73] AILISTO H, LINDHOLM M, MANTYJARVI J, et al. Identifying People from Gait Pattern with Accelerometers[J]. Proc. SPIE, 2005, 5779: 7-14.
- [74] LIU R, DUAN Z G, ZHOU J Z, et al. A Wearable Acceleration Sensor System for Gait Recognition[C] // 2007 2nd IEEE Conference on Industrial Electronics and Applications. New York: IEEE Press, 2007: 2654-2659.
- [75] YOUN I H, CHOI S, LEMAY R, et al. New Gait Metrics for Biometric Authentication Using a 3-Axis Acceleration[C] // 2014 IEEE 11th Consumer Communications and Networking Conference(CCNC). New York: IEEE Press, 2014: 596-601.
- [76] NGO T T, MAKIHARA Y, NAGAHARA H, et al. The Largest Inertial Sensor-Based Gait Database And Performance Evaluation of Gait-Based Personal Authentication[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(1): 228-237.
- [77] NICKEL C, BUSCH C. Does A Cycle-Based Segmentation Improve Accelerometer-Based Biometric Gait Recognition[C] // 2012 11th International Conference on Information Science, Signal Processing and Their Applications. ISSPA, 2012: 746-751.
- [78] GAFUROV D. Security Analysis of Impostor Attempts with Respect to Gender in Gait Biometrics[C] // 2007 First IEEE International Conference on Biometrics: Theory, Applications, and Systems. New York: IEEE Press, 2007: 1-6.
- [79] BAILADOR G, SANCHEZ-AVILA C, DE-SANTOS-SIERRA A, et al. Speed-Independent Gait Identification for Mobile Devices[J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2012, 26(8): 1-13.
- [80] WATANABE Y. Influence of Holding Smart Phone for Acceleration-Based Gait Authentication[C] // 2014 Fifth International Conference on Emerging Security Technologies. New York: IEEE Press, 2014: 30-33.
- [81] NICKEL C, BUSCH C, RANGARAJAN S, et al. Using Hidden Markov Models for Accelerometer-Based Biometric Gait Recognition[C] // 2011 IEEE 7th International Colloquium on Signal Processing and its Applications. New York: IEEE Press, 2011: 58-63.
- [82] SAMÀ A, RUIZ F J, AGELL N, et al. Gait Identification by Means of Box Approximation Geometry of Reconstructed Attractors in Latent Space[J]. Neurocomputing, 2013, 121: 79-88.
- [83] BOURS P, SHRESTHA R. Eigensteps: A Giant Leap for Gait Recognition[C] // 2010 2nd International Workshop on Security and Communication Networks(IWSCN). New York: IEEE Press, 2010: 1-6.
- [84] TERADA S, ENOMOTO Y, HANAWA D, et al. Performance of Gait Authentication Using An Acceleration Sensor[C] // 2011 34th International Conference on Telecommunications and Signal Processing(TSP). New York: IEEE Press, 2011: 34-36.
- [85] MONDAL S, NANDY A, CHAKRABORTY P, et al. Gait Based Personal Identification System Using Rotation Sensor[J]. Journal of Emerging Trends in Computing and Information Sciences, 2012, 3(2): 395-402.
- [86] GAFUROV D. Performance and Security Analysis of Gait-Based User Authentication[D]. Oslo: University of Oslo, 2008.
- [87] BÄCHLIN M, SCHUMM J, ROGGEN D, et al. Quantifying Gait Similarity: User Authentication And Real-World Challenge[C] // Proceedings of the Third International Conference on Advances in Biometrics. Berlin: Springer-Verlag, 2009: 1040-1049.
- [88] BOYLE M, KLAUSNER A, STAROBINSKI D, et al. Gait-Based User Classification Using Phone Sensor[C] // Proceedings of Conference on Mobile Systems, Applications and Services, 2011: 1-11.
- [89] SAMÀ A, RUIZ F J, PÉREZ C, et al. Gait Identification by Using Spectrum Analysis on State Space Reconstruction[C] // Frontiers in Artificial Intelligence and Applications. Berlin: Springer, 2011: 597-604.
- [90] FRANK J, MANNOR S, PRECUP D. Activity And Gait Recognition with Time-Delay Embeddings[C] // Proceedings of the Twenty-Fourth AAAI Conference on Artificial Intelligence. Atlanta: AAAI Press, 2010: 1581-1586.
- [91] NOWLAN M F. Human Identification via Gait Recognition Using Accelerometer Gyro Forces[EB/OL]. https://root81.com/pub/mfn_gait_id.pdf.
- [92] NICKEL C, BRANDT H, BUSCH C, et al. Benchmarking the Performance of SVMs And HMMs for Accelerometer-Based Biometric Gait Recognition[C] // IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology. IEEE Computer Society, 2011: 281-286.
- [93] WOLFF M. Behavioral Biometric Identification on Mobile Devices[C] // Foundations of Augmented Cognition. Berlin: Springer, 2013: 783-791.
- [94] VAN HAMME T, PREUVENEERS D, JOOSEN W. Improving Resilience of Behaviometric Based Continuous Authentication with Multiple Accelerometers[C] // 31th IFIP Annual Conference on Data and Applications Security and Privacy. Cham: Springer, 2017: 473-485.
- [95] ZHANG Y T, PAN G, JIA K, et al. Accelerometer-Based Gait

Recognition by Sparse Representation of Signature Points with Clusters[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2015, 45(9): 1864-1875.

[96] DEHZANGI O, TAHERISADR M, CHANGALVALA R. IMU-Based Gait Recognition Using Convolutional Neural Networks and Multi-Sensor Fusion[J]. Sensors, 2017, 17(12): 2735.

[97] DELGADO-ESCAÑO R, CASTRO F M, CÓZAR J R, et al. An End-To-End Multi-Task And Fusion CNN for Inertial-Based Gait Recognition[J]. IEEE Access, 2019, 7: 1897-1908.

[98] ZOU Q, WANG Y L, WANG Q, et al. Deep learning-based gait recognition using smartphones in the wild[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 15: 3197-3212.

[99] MOON J, MINAYA N H, LE N A, et al. Can ensemble deep learning identify people by their gait using data collected from multi-modal sensors in their insole? [J]. Sensors, 2020, 20(14): 4001.

[100] PEINADO-CONTRERAS A, MUNOZ-ORGANERO M. Gait-based identification using deep recurrent neural networks and acceleration patterns[J]. Sensors, 2020, 20(23): 6900.

[101] WANG C, LI Z, SARPONG B. Multimodal adaptive identity-recognition algorithm fused with gait perception[J]. Big Data Mining and Analytics, 2021, 4(4): 223-232.

[102] CAO Q, XU F, LI H. User Authentication by Gait Data from Smartphone Sensors Using Hybrid Deep Learning Network[J]. Mathematics, 2022, 10(13): 2283.

[103] DAS S, MEHER S, SAHOO U K. A Unified Local-Global Feature Extraction Network for Human Gait Recognition Using Smartphone Sensors[J]. Sensors, 2022, 22(11): 3968.

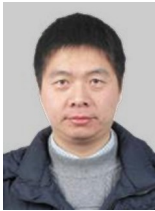
[104] ANGUIA D, GHIO A, ONETO L, et al. A Public Domain Dataset for Human Activity Recognition Using Smartphones [C]//Proceedings of the 21th International European Symposium on Artificial Neural Networks, Computational Intelligence and Machine Learning. 2013: 437-442.

[105] ZHANG M, SAWCHUK A A. USC-HAD: A Daily Activity Dataset for Ubiquitous Activity Recognition Using Wearable Sensors[C]// Proceedings of the 2012 ACM Conference on Ubiquitous Computing. New York: ACM, 2012: 1036-1043.

[106] HUANG H, ZHOU P, LI Y, et al. A lightweight attention-based CNN model for efficient gait recognition with wearable IMU sensors[J]. Sensors, 2021, 21(8): 2866.

[107] HASAN M A M, AL ABIR F, AL SIAM M, et al. Gait recognition with wearable sensors using modified residual block-based lightweight cnn[J]. IEEE Access, 2022, 10: 42577-42588.

[108] SUN F, ZANG W, GRAVINA R, et al. Gait-based identification for elderly users in wearable healthcare systems[J]. Information Fusion, 2020, 53: 134-144.



ZHANG Xianggang, born in 1973, Ph.D., associate professor. His main research interests include machine learning and wearable computing.

(责任编辑:何杨)