

基于方向补偿匹配算法和脚跟着地特征的鲁棒步态识别^①

黄华林

广东女子职业技术学院 应用设计系, 广州 511450

摘要: 针对步态识别中传感器方向不一致和动作信号分割问题, 提出利用方向补偿匹配算法解决传感器方向不一致问题, 利用脚跟着地的观测特征计算似然度. 首先, 通过 IMUZ 传感器获得动作的加速度和旋转速度, 根据加速度计算出脚跟着地(HST)特征的似然度; 然后, 利用 IMUZ 传感器的旋转矩阵进行倾斜校正, 利用方向补偿信号匹配算法解决传感器方向不一致问题; 最后, 通过计算数据库样本与探针样本的距离获得匹配度. 实验结果表明, 与固定窗口方法、动态窗口方法、运动角联合方法和传感器融合方法相比, 本文方法对 5 种步态类别的识别率更加稳定, 对 4 种步态的识别率明显高于其他方法.

关键词: 步态识别; IMUZ 传感器; 方向补偿信号匹配算法; 倾斜校正; 旋转矩阵

中图分类号: TP391

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2017)03-0066-08

随着微型传感器和无线通信技术的发展, 惯性传感器(如加速度计和陀螺仪^[1])功耗越来越低, 体积越来越小, 精度越来越高、速度越来越快. 越来越多的惯性传感器植入到可穿戴和便携式电子设备中, 比如智能手机、平板电脑和智能手表^[2]. 很多研究领域都采用了可穿戴惯性传感器, 如人机交互^[3]、用户身份验证^[4]、患者的治疗^[5]和日常生活的监控^[6]. 因此, 惯性传感器具有很好的应用前景和现实意义.

基于惯性传感器的人体步态动作识别存在两个难题^[7]: 第一个是动作信号的分割, 即提取信号序列的第一步, 也是最为重要的一步; 第二个是训练与测试阶段传感器连接不一致问题. 文献[8-13]都没有完美解决这两个问题.

现存的方法通常对不同动作类别的相关性进行评估, 并不能保证对于非常相似的动作类别也能发挥较好的性能. 本文主要研究了相似步态的识别问题.

1 鲁棒的步态检测

1.1 步态周期

步态周期^[14]一般由每个腿的站立期和摆动期组成, 这两个周期持续的时间分别占一个步态周期的 60% 和 40%. 对一个普通的人体行走步态, 当左脚跟以一个较小幅度接触地面时, 左腿的站立期开始, 此时右脚仍然位于地面上. 如图 1 所示, 相同的情况发生在右腿的运动过程中. 因此将 3D 加速度计连接在腰部能够采集到脚跟着地(heel strike, HST)运动时两个腿上的强烈信号.

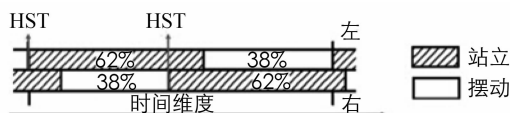


图 1 正常男性在一个步态周期中每个肢体花费的时间

① 收稿日期: 2016-03-17

作者简介: 黄华林(1981-), 男, 广东电白人, 讲师, 硕士, 主要从事图像处理、智能控制、步态识别等研究.

本文将惯性传感器连接在参与者后腰上，惯性传感器的坐标系与身体坐标系刚好吻合，这样可以采集到上/下、左/右和前/后加速度以及参与者的俯仰角、偏航角和横滚角，如图2所示。但是，如果传感器坐标与身体坐标系并不吻合，可能会观察到不同的信号，将引起传感器方向不一致的问题。本文所指的传感器方向就是传感器三维坐标系与人体的重心坐标系的夹角，用于区分两个坐标系的吻合程度。

1.2 基于 HST 似然度的步态检测

由于陀螺仪并不能采集 HST 的力大小，因此本文提出的步态检测方法仅能依赖于 3D 加速度信号，根据步态加速度的特性，基于 HST 的特性可以检测和分割出一个步态。为了只根据 3D 加速度信号计算出一个 HST 的似然度，本文依赖于对 HST 的两个观测内容：

观测内容 1：加速度信号的能量相对较高。

观测内容 2：在所有通道中局部特征角点的强度相对较高。

1.2.1 基于信号能量的似然度

根据观测内容 1，本文将加速度信号的能量作为 HST 的似然度。在时间域中的 $i\delta$ 位置计算出能量 $e(i)$ ，将该能量作为 3D 加速度信号的大小 $e(i) = \|s_{a,i}\|$ ，这是方向不变的总信号，为了增强时间变化和噪声的鲁棒性，利用高速滤波器计算出不同平滑信号的能量 $\hat{e}_{\sigma_e,i}$ ，不同平滑参数 σ_e 的高斯滤波器为 $f(x, \sigma_e) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_e^2}} e^{-\frac{x^2}{2\sigma_e^2}}$ 。HST 基于信号能量的似然度为：

$$p^e(i) = \prod_{\sigma_e} \hat{e}_{\sigma_e,i} \quad (1)$$

由于不同尺寸的两个步态周期具有两个能量峰值，因此设定 $\sigma_e \in \{\frac{T_{\min}}{4}, \frac{T_{\min} + T_{\max}}{8}, \frac{T_{\max}}{4}\}$ ，不同的步态周期实际的工作时间介于 T_{\min} 和 T_{\max} 之间。对于 $\sigma_e < \frac{T_{\min}}{4}$ ，平滑后的能量将会含有很多峰值和波谷。对于 $\sigma_e > \frac{T_{\max}}{4}$ ，平滑后的能量将会变得平坦，因此并不会改变似然度。实验中 σ_e 取值为 $\frac{T_{\min} + T_{\max}}{8}$ ，其在中间步态时期发挥重要作用。

1.2.2 基于特征强度的似然度

根据观察内容 2，将信号每个通道中局部峰值和波谷的位置作为信号特征。为了去除噪声，需要对信号进行适当的平滑。然而，一个平滑后的最优信号是无法获取的，特征检测器也不能从非-HST 特征中区分出 HST 特征^[15]。特征检测器可能会遇到如下情况：

1) 在信号弱平滑过程中，非-HST 特征多于有用的 HST 特征。

2) 在一个粗略的水平上，检测到较少的非-HST 特征和较多的 HST 特征，检测到的特征总数在减少。

3) 在一个非常粗略的水平上(即信号过度平滑)，HST 和非-HST 特征消失。

本文在不同的平滑水平上对信号进行平滑。对所有平滑的检测结果进行合并时，HST 运动的特征强度(无论是否为 HST 或非-HST)较高，其它位置的特征强度较低。

在时间域 $\{i\delta\} (l = 1, \dots, N^f)$ 中确定所有检测到的特征位置，其中 N^f 表示检测到特征的个数，通过核强度评估计算特征在位置 i 处的强度概率函数 $p^f(i)$ ：

$$p^f(i) = \frac{1}{N^f b} \sum_{l=1}^{N^f} K\left(\frac{(i-i_l)\delta}{b}\right) \quad (2)$$

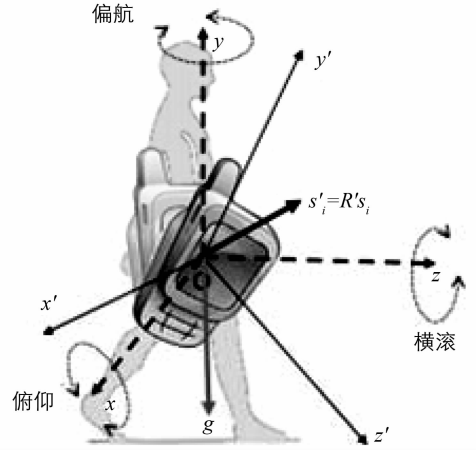


图2 传感器方向不一致问题

其中: K 表示评估过程中所用的核函数, b 表示带宽或 K 中所使用的平滑参数. 本文将 b 设置为一个步态最小持续时间的一半, $b = \frac{T_{\min}}{4}$, 并利用一个固定大小窗口中的简单局部最大和局部最小值检测波形的峰值和波谷, 在传感器采样周期中这个窗口的持续时间为 50 ms. 利用一个较小的值, 比如 50 ms, 对平滑参数 σ_f 进行初始化. 在先前的水平上逐渐向 σ_f 中增加 50 ms 进而生成一个粗略水平. 当新检测到的特征数量小于一个阈值, 则停止平滑和特征检测过程.

1.2.3 HST 的联合似然度

结合观测内容 1 和观察内容 2, 利用两个似然度 $p^e(i)$ 和 $p^f(i)$ 计算出 HST p_i 的似然度:

$$p(i) = p^e(i)p^f(i) \quad (3)$$

由于 HST 有益于动作分类的信息, 因此最好将信号分割为小段, 这样可以将 HST 定位在信号分割段的中心, 而不是定位在分割的边界处. 这是因为非线性信号匹配方法会牺牲大量序列边界信息进行匹配优化, 这些非线性信号匹配方法采用动态时间扭曲. 利用一个尺寸为 $\frac{T_{\min}}{2}$ 大小的滑动窗口可以检测到局部峰值, 利用这个局部峰值可以检测到 HST 的位置. 由于特征强度的统计观测值在任意传感器方向都没有改变, 因此方向依赖在步态检测实验中无关紧要.

2 信号匹配及动作识别

为了在图库和测试动作样本间进行匹配, 首先对 6D 信号进行倾斜校正, 然后对 3D 加速度信号进行方向补偿匹配, 最后计算出 3D 旋转速度信号间的距离. 这种匹配算法的输出是一组加速度和旋转速度信号的距离. 一个步态周期的动作样本用 $\mathbf{S} = \langle (\mathbf{s}_{a,i}^T, \mathbf{s}_{r,i}^T)^T \rangle (i = 1, \dots, N_S)$ 表示, 其中 $\mathbf{S}_a = \langle \mathbf{s}_{a,i} \rangle$ 和 $\mathbf{S}_r = \langle \mathbf{s}_{r,i} \rangle$ 分别表示 3D 加速度和旋转速度信号序列. 下标 a 和 r 分别表示加速度和旋转速度数据. \mathbf{S} 表示一个 6D 信号序列, 含有下标的大写字母 \mathbf{S}_a 和 \mathbf{S}_r 表示加速度和旋转速度的一个 3D 信号序列, 小写字母 s 表示加速度信号样本.

2.1 预处理阶段的倾斜校正

对于一个步态周期 $\mathbf{S} = \langle (\mathbf{s}_{a,i}^T, \mathbf{s}_{r,i}^T)^T \rangle (i = 1, \dots, N_S)$ 中的每个 6D 动作样本, 本文可以计算出传感器在第 i 帧的旋转矩阵 \mathbf{R}_i 和固定坐标系 f_0 中第 i 个加速度信号 \mathbf{a}_i , 固定坐标系与传感器坐标系在第一帧是一致的:

$$\mathbf{R}_i = \prod_{j=1}^i \mathbf{R}(\delta s_{r,j}) \quad (4)$$

$$\mathbf{a}_i = \mathbf{R}_i \mathbf{s}_{a,i} \quad (5)$$

$\mathbf{R}(\delta s_{r,j})$ 表示旋转角度 $\delta s_{r,j}$ 的相对旋转矩阵. 在一个世界坐标系中, 如图 2 中的 $Oxyz$, 重力 $\mathbf{g} = (0, -1, 0)^T$, \mathbf{a}_i^w 表示加速度向量 \mathbf{a}_i 与其它元素的乘积:

$$\mathbf{a}_i^w = \mathbf{R}^w \mathbf{a}_i \quad (6)$$

\mathbf{R}^w 表示一个未知的恒定旋转矩阵, 通过移除重力可以推导出参与者的加速度:

$$\mathbf{a}_i^{w,s} = \mathbf{a}_i^w - \mathbf{g} = \mathbf{R}^w \mathbf{a}_i - \mathbf{g} \quad (7)$$

参与者在世界坐标系中的速度 $\pi_i^{w,s}$ 可以通过融合进行计算:

$$\pi_i^{w,s} = \pi_0 + \sum_{j=1}^i (\mathbf{R}^w \mathbf{a}_j - \mathbf{g}) \delta \quad (8)$$

π_0 表示世界坐标系中一个未知的初始线性速度. 如果 S 是一个理想的步态周期, 且 $\pi_1^{w,s} = \pi_{N_S}^{w,s}$, \mathbf{R}^w 已知, 有:

$$\mathbf{M}_S = \sum_{j=1}^{N_S} (\mathbf{R}^w \mathbf{a}_j - \mathbf{g}) \delta = \mathbf{0} \quad (9)$$

因此, π_0 定义了参与者运动的方向. 比如, 如果参与者从楼梯或斜坡上向下走, 那么向量 π_0 的点向下;

如果参与者从楼梯或斜坡上向上走，那么向量 π_0 的点向上；如果参与者在平坦的路面上行走，那么向量 π_0 与地面平行。

但是，在实际过程中，很难获取完美的步态周期 \mathbf{S} ，特别的 $\mathbf{M}_s \neq \mathbf{0}$ 。本文利用最小二乘法找到 \mathbf{R}^w 的解：

$$(\mathbf{r}^*, \pi_0^*) = \arg \min_{\mathbf{r}, \pi_0} \sum_{i=1}^{N_s} (\pi_0 + \sum_{j=1}^i (\mathbf{R}(\mathbf{r})\mathbf{a}_j - \mathbf{g})\delta)^2 \quad (10)$$

$$\tilde{\mathbf{R}}^w = \mathbf{R}(\mathbf{r}^*) \quad (11)$$

其中： \mathbf{r} 表示俯仰—偏航—横滚向量， $\mathbf{R}(\mathbf{r})$ 表示对 \mathbf{r} 进行处理的旋转矩阵。利用旋转向量 \mathbf{r}_0 对最小值进行初始化， $\mathbf{R}(\mathbf{r}_0)$ 使得 \mathbf{M}_s 为零。但是本文首先将加速度样本投影到相同的坐标系中。对于给定 $\tilde{\mathbf{R}}^w$ ，本文能够校正传感器的倾斜，那么步态周期信号如下所示： $\mathbf{s}_{a,i}^w = \tilde{\mathbf{R}}^w \mathbf{s}_{a,i}$ ， $\mathbf{s}_{r,i}^w = \tilde{\mathbf{R}}^w \mathbf{s}_{r,i}$ 。

2.2 方向补偿信号匹配

对图库动作样本 $\mathbf{G} = \langle (\mathbf{g}_{a,j}^T, \mathbf{g}_{r,j}^T)^T \rangle (j = 1, \dots, N_G)$ 和探针动作样本 $\mathbf{P} = \langle (\mathbf{p}_{a,j}^T, \mathbf{p}_{r,j}^T)^T \rangle (j = 1, \dots, N_P)$ 进行匹配，其中 N_G 和 N_P 分别表示动作样本 G 和动作样本 P 的信号样本的个数。

方向补偿信号匹配算法^[13]可以有效解决传感器方向不一致问题，而且不会减少信号的维度。将传感器方向 \mathbf{R}^* 和通信信号 $C^* = \{(i_k, j_k)\} (k = 1, \dots, K)$ 的关系表示为两个加速度信号序列 $G_a = \langle g_{a,i} \rangle$ 和 $P_a = \langle p_{a,i} \rangle$ 间差异的最小化，其中 (i_k, j_k) 表示 G_a 的第 i_k 个样本和 P_a 的第 j_k 个样本之间第 k 对通信信号， K 表示通信对的数量。利用旋转矩阵 \mathbf{R}^* 和通信信号 C^* 计算出加速度和旋转速度在 (d_a, d_r) 上的相似性：

$$d_u(G_u, P_u; C^*, \mathbf{R}^*) = \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \|g_{u,i_k} - \mathbf{R}^* p_{u,j_k}\|^2} \quad (12)$$

其中： $u \in \{a, r\}$ 表示加速度或旋转速度， $(i_k, j_k) \in C^*$ 。

由于每个探针样本需要和所有的图库样本进行匹配，因此这个过程可能需要大量的处理时间。由于信号经过倾斜校正处理，本文仅需解决这些信号间的偏航角 γ 的差异，即可减少匹配的计算复杂度^[13]。算法1是匹配过程的伪代码，其中 $DTW(\cdot, \cdot)$ 表示两个信号序列间的动态时间扭曲， $\mathbf{R}(\gamma)$ 表示偏航旋转角 γ 的旋转矩阵。

算法 1. 图库和探针信号匹配算法。

需求：图库和探针信号序列 G 和 P 。

确保：旋转矩阵 \mathbf{R}^* 和通信信号 C^*

$C^0 = DTW(\langle \|g_{a,i}\| \rangle, \langle \|p_{a,i}\| \rangle)$

$\gamma^0 = \operatorname{argmin}_\gamma d_a(G_a, P_a, C^0, \mathbf{R}(\gamma))$

$l = 0$

重复

$l = l + 1$

$C^l = DTW(G_a, \mathbf{R}(\gamma^{l-1}) \otimes P_a)$

$\gamma^l = \operatorname{argmin}_\gamma d_a(G_a, P_a; C^l, \mathbf{R}(\gamma))$

直到 C^l 和 γ^l 变得收敛

$\mathbf{R}^* = \mathbf{R}(\gamma^l)$

$C^* = C^l$

2.3 动作识别

利用训练样本序列生成的6D动作样本构建了不同参与者动作模板 Ψ 的一个图库： φ_i 表示动作类别 i 的一个集合， n 表示 Ψ 中的元素个数。可以将 φ_i 分别划分为加速度 $\varphi_{a,i}$ 和旋转速度 $\varphi_{r,i}$ 的子集合。

给定一个测试动作样本 P ，本文分别计算出 P 和图库动作类别 φ_i 有关加速度和旋转速度的一组差异 $(D_a(P_a, \varphi_{a,i}), D_r(P_r, \varphi_{r,i}))$ 。通过 P 和各个图库动作模板 $G \in \varphi_i$ 间最小的 m 个差异，可以计算出：

$$D_u(P_u, \varphi_{u,i}) = \frac{1}{m} \sum_{G_u \in NN_u(P_u, \varphi_{u,i}; m)} d_u(G_u, P_u; C^*, \mathbf{R}^*) \quad (13)$$

式中: $u \in \{a, r\}$, $NN_u(P_u, \varphi_{u,i}; m)$ 表示 P_u 在 $\varphi_{u,i}$ 处最近的 m (实验中取 10) 个邻域, 通过公式(12) 可以计算出 $d_u(G_u, P_u; C^*, \mathbf{R}^*)$.

本文通过一个特征向量构成的测试样本 P 进行分析, 这个特征由所有图库动作类别的加速度和旋转速度差构成, $\mathbf{v}_P = (v_{a,1}, \dots, v_{a,n}, v_{r,1}, \dots, v_{r,n})^T$, 其中

$$v_{u,i} = \frac{D_u(P_u, \varphi_{u,i})}{\sqrt{\sum_{j=1}^n D_u(P_u, \varphi_{u,i})^2}} \quad (14)$$

式中 $u \in \{a, r\}$, $i = 1, \dots, n$.

类似的, 每个模板动作样本 $G \in \varphi_i$ 也由一个特征 \mathbf{v}_G 通过交叉验证的方式进行表示. 构造 $2n$ 维度特征向量的训练数据集 $V = \{v_i\} (i = 1, \dots, n)$, v_i 由 φ_i 的特征向量构成, 接着构建一个 SVM 或 KNN 分类器, 对特征向量 v_p 相关的测试动作样本 P 进行分类.

3 实验与分析

3.1 实验设置及数据库

实验将 3 个 Z 轴惯性测量单元(Inertial Measurement Units of Z-axis, IMUZ)传感器^[16]安装在参与者的后腰、左腰和右腰上. IMUZ 传感器可参见 <http://www.zmp.co.jp/products/imu-z>. 传感器在 10ms 的采样周期内采集数据. 图 3(a)和(b)所示为安装有传感器的腰带和 IMUZ 传感器, 当进行连接时, 将位于左腰和右腰的传感器相对于中心 IMUZ 的方向角设置为近 90° , 左腰和右腰上传感器方向夹角设置为大约 180° , 如图 3(c)所示. 图 3(d)所示为每个参与者在平坦的地面上行走, 上下楼梯、上下坡.

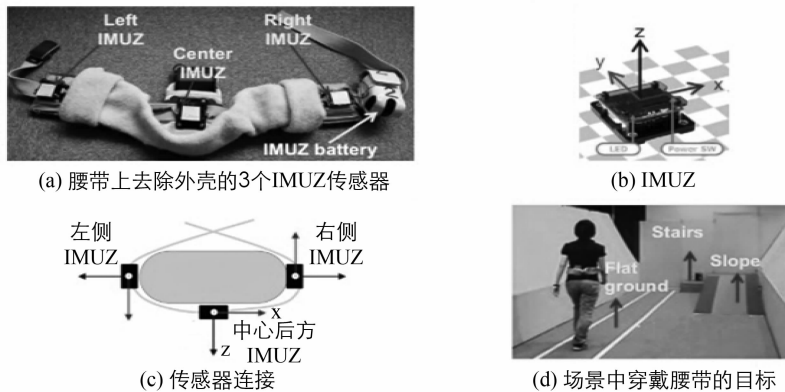


图 3 实验设置

本文从年龄在 8 到 78 岁之间的 460 位参与者身上采集数据, 其中男女人数很接近. 文献[17]中给出了上坡和下坡行走的数据, 本文设置了两个数据库. 第一个数据库含有从 460 位参与者身上 3 个传感器采集的所有数据, 将该数据库随机划分为含有 231 位参与者和 229 位参与者的 2 个子集合, 分别作为训练动作样本和测试动作样本. 由于传感器方向不一致, 仿真实验需要随机模拟传感器方向, 因此本文创建了第二个数据库, 这个数据库是第一个数据库的小型子集和, 含有 125 位参与者(66 位用于训练, 59 位用于测试).

3.2 结果分析

3.2.1 步态检测的评估

首先, 本文的步态检测算法找到动作信号序列中的分割边界集合 $\{l\}$, 这个信号序列由第一个数据库后方的 IMUZ 采集到. 检测一个新的分割边界集合 $\{l'\}$, 然后利用其与基准线 $\{l\}$ 间的差异对分割性能进行评估.

实验 I 对第一个数据库中心 IMUZ 进行步态检测仿真实验, 图 4 给出了 10 个随机实验对每个旋转级

的平均结果. 在零度传感器方向处, 步态检测算法的性能与基准线相同. 由于本文在检测过程中包含了初始信号, 因此如果传感器方向与初始配置不同会产生差异, 平均步态位置变化大约持续 2 ms, 由于采样周期为 10 ms, 行走步态周期大约为 1 000 ms, 因此这个变化并不明显.

实验 II 通过第一个数据库中的左 IMUZ 和右 IMUZ 对步态检测算法的性能进行评价. 由于 3 个传感器很容易进行同步, 因此利用步态检测在中心 IMUZ 上的性能对左 IMUZ 和右 IMUZ 进行评估, 左 IMUZ 和右 IMUZ 的步态检测方法 with 实验 I 类似. 在传感器设置中, 将左 IMUZ 的和右 IMUZ 的方向设置为偏离中心 IMUZ 90°, 由于左 IMUZ 到中心 IMUZ 的距离和右 IMUZ 到中心 IMUZ 的距离不等, 采集到的加速度信号也存在差异. 从表 1 可知, 平均差异小于 3 ms.

表 1 左 IMUZ 和右 IMUZ 相对于基准线的平均步态位置差异

统计量	差异/ms	
	左侧 IMUZ	右侧 IMUZ
均值	2.71	2.75
标准差	1.11	1.41

对相同的数据库采用不同的参数对本文步态分割中多尺度技术进行评估, 表 2 给出了结果, 与文献 [11]([660 ms, 1 330 ms])和文献 [12]([740 ms, 1 350 ms])相比, 本文时间参数区间为 [600, 1600](单位: ms), 比文献 [11-12]更广, 且本文方法更精确, 对于传感器方向不一致问题具有鲁棒性.

表 2 不同的参数下基准线平均步态位置差异

统计量	差异/ms		
	文献[11]方法	文献[12]方法	本文方法
均值	2.18	1.96	2.36
标准差	1.16	1.12	1.21

3.2.2 对模拟传感器方向的识别实验

本小节在第二个数据库上, 对训练和测试信号间的传感器方向的鲁棒性进行评估. 利用随机 3D 旋转向量将测试数据集合中的信号进行旋转, 将本文方法与文献 [8-9, 11-12]方法进行比较, 图 5 中给出了多个传感器方向的 10 个随机实验的平均结果.

可以看出, 当训练和测试数据间的传感器方向差异十分微小时, 各方法均可以正常工作, 这时进行方向补偿匹配并不必要. 由于参与者行走时身体倾斜会发生不可预料的变化, 因此很难将 IMUZ 固定在相同方向上, 这会导致传感器方向轻微不一致, 最终需要方向补偿匹配算法. 当产生较大的方向差异时, 文献 [11]和文献 [12]方法获取的精度较差, 这是由于这两种方法没有考虑传感器方向不一致. 而其他方法对于仿真的传感器方向都表现出了鲁棒性. 从平均识别精度看, 本文方法表现最优. 虽然文献 [8]和文献 [9]方法对于传感器方向不一致问题具有鲁棒性, 但是文献 [8]由于受固定窗口的约束, 因此获取的识别精度相对较低, 而文献 [9]虽然解决了固定窗口的问题, 但动作信号强度发生变化时, 性能下降严重.

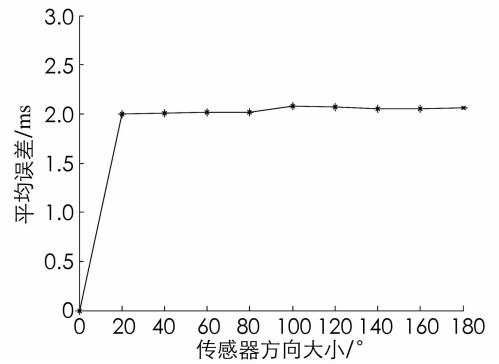


图 4 步态检测算法对模拟的传感器方向表现出的性能

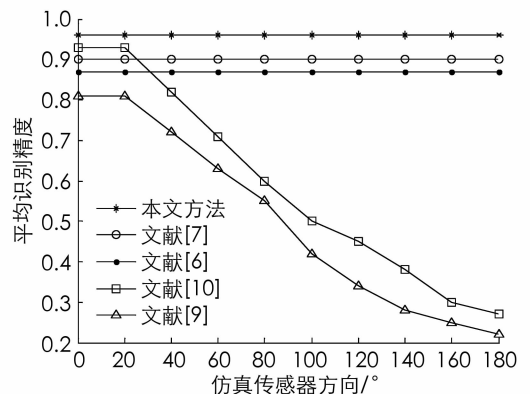


图 5 各方法传感器方向的识别性能比较

3.2.3 整体实验

本小节对第一个数据库进行整体实验,训练子集合用字母 T 表示,测试子集合用字母 E 表示.左(L)、右(R)和中心(C)IMUZ 传感器总共对应 3 个训练子集和 3 个测试子集,总共有 9 种结合方式,按照训练和测试子集间传感器方向的差异进行分类:0 度差异组合 $\{(LT, LE), (CT, CE), (RT, RE)\}$;90 度差异组合 $\{(LT, CE), (RT, CE), (CT, LE), (CT, RE)\}$;180 度差异组合 $\{(LT, RE), (RT, LE)\}$.

表 3 给出了每个动作类别组合的平均识别精度,文献[9]和文献[12]方法在水平行走时性能优异,略高于本文方法和文献[8,11]水平行走的识别精度.但是对于其它动作类别的性能较低.文献[8,11]的性能波动较大,而本文方法性能稳定.表 4 对各方法的性能进行了总结.

表 3 对 5 类动作的识别精度比较/%

测试动作	方法				
	本文方法	文献[8]	文献[9]	文献[11]	文献[12]
水平行走(LW)	84.7	54.2	86.3	73.6	88.2
上楼梯(UT)	87.2	75.1	57.9	55.3	70.0
下楼梯(DT)	86.5	69.4	43.2	79.6	80.5
上坡(UL)	91.5	90.2	47.5	59.4	40.1
下坡(DL)	95.4	80.3	70.2	78.6	48.9

表 4 各方法的性能总结

方法	信号分割方式	类内关系	对传感器方向的鲁棒性	信号维度
文献[6]	利用固定尺寸窗口进行穷举搜索	否	是	6D
文献[7]	采用滑动大小为 1s 的窗口	否	是	2D
文献[9]	采用滑动大小为 1s 的窗口	否	否	6D
文献[10]	鲁棒步态检测	是	否	6D
本文方法	鲁棒步态检测	是	是	6D

参考文献:

- [1] 袁建国,袁艳涛,刘飞龙. MEMS 陀螺仪的一种新颖高精度标定算法研究 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2014, 26(5): 666—669.
- [2] 田增山,张媛. 基于智能手机 MARG 传感器的行人导航算法 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2014, 26(2): 223—227.
- [3] RAFAEL R, EDUARDO R, GALLEGO J A, et al. A Robust Kalman Algorithm to Facilitate Human-Computer Interaction for People with Cerebral Palsy, Using a New Interface Based on Inertial Sensors [J]. Sensors, 2012, 12(3): 3049—3067.
- [4] 李红波,孟欣赏,吴渝,等. Web 访问挖掘中的匿名用户识别算法研究 [J]. 西南师范大学学报(自然科学版), 2015, 40(9): 78—84.
- [5] CIFUENTES C, BRAIDOT A, RODRIGUEZ L, et al. Development of a Wearable ZigBee Sensor System for Upper Limb Rehabilitation Robotics [C]// 2012 4th IEEE RAS & EMBS International Conference on Biomedical Robotics and Biomechatronics (BioRob). New York: IEEE Press, 2012: 1989—1994.
- [6] 陈立龙,宋建文,王颖,等. 基于可穿戴设备的体育运动可视化管理 [J]. 系统仿真学报, 2014, 26(9): 329—334.
- [7] 王科俊,刘丽丽,贲晓辉,等. 基于步态能量图像和 2 维主成分分析的步态识别方法 [J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(12): 2503—2509.
- [8] ZHANG M, SAWCHUK A A. Motion Primitive-Based Human Activity Recognition Using a Bag-of-Features Approach [C]// IHI'12-Proceedings of the 2nd ACM SIGHT International Health Informatics Symposium. New York: ACM Press, 2012: 631—640.
- [9] LAGUNA J O, OLAYA A G, BORRAJO D. A Dynamic Sliding Window Approach for Activity Recognition [C]// Proceedings of the Nineteenth International Conference on User modeling, Adaption, and Personalization. New York: IEEE Press, 2011: 219—230.
- [10] 李锐,陈勇,余磊. 基于帧差能量图行质量向量的步态识别算法 [J]. 计算机应用, 2014, 34(5): 1364—1368.

- [11] 宗 伟. 基于运动角联合分布的步态识别方法的研究与实现 [D]. 北京: 北京交通大学, 2015.
- [12] USTEV Y E, DURMAZ INCEL O, ERSOY C. User, Device and Orientation Independent Human Activity Recognition on Mobile Phones: Challenges and a Proposal [C]// Proceedings of the 2013 ACM Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing Adjunct Publication. New York: ACM Press, 2013: 1427–1436.
- [13] NGO T T, MAKIHARA Y, NAGAHARA H, et al. Orientation-Compensative Signal Registration for Owner Authentication Using an Accelerometer [J]. *IEEE Transactions on Information & Systems*, 2014, 97(3): 541–553.
- [14] 王向前, 张月芬. 四维时空兴趣点提取结合多流形判别分析的人体动作识别 [J]. *湘潭大学自然科学学报*, 2016, 38(1): 111–114.
- [15] 苏维均, 李明星, 于重重, 等. 基于 WM-CoSaMP 重构算法的压缩感知在步态识别中的应用研究 [J]. *计算机应用研究*, 2015, 32(1): 291–294.
- [16] LANGFELDER G, BUFFA C, FRANGI A, et al. Z-Axis Magnetometers for MEMS Inertial Measurement Units Using an Industrial Process [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2013, 60(9): 3983–3990.
- [17] 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.

Robust Gait Recognition Based on Orientation-Compensative Matching Algorithm and Characteristic of Heel Strike

HUANG Hua-lin

Department of Applied Design, Guangdong Women's Professional Technical College, Guangzhou 511450, China

Abstract: Concerning the inconsistent of sensor direction and the segmentation of gait recognition sensor signal, orientation-compensative matching algorithm is used to deal with directional inconsistent, and observational characteristics of heel strike is applied to calculate the likelihood function. Firstly, the acceleration and rotation speed are obtained by IMUZ sensor, the characterized likelihood of heel strike (HST) is calculated according to acceleration. Secondly, the rotation matrix of IMUZ sensor is adopted for tilt correction, and the algorithm of orientation-compensative matching is used to deal with direction inconsistent. Finally, the distance of samples from database and the probe sample is calculated for the matching value. The effectiveness of proposed method is verified by the experimental results on the first database containing 460 participants and the second database containing 125 participants. Compared with the approach of fixed window, dynamic window, method of joint movement angle and method of sensor fusion, gait recognition rate of proposed method is more stable, and recognition rate of four kinds of gaits is significantly higher than that of other methods.

Key words: gait recognition; IMUZ sensor; orientation-compensative matching algorithm; tilt correction; rotation matrix

责任编辑 张 枸