

基于头顶点三维运动轨迹的身份识别新方法

贾立好^{1,2} 邹建华^{1,2} 车凯^{1,2}

摘要 提出了一种基于头顶点三维运动轨迹的身份识别新方法,并对相关的基本问题进行了较为系统的研究.人在行走时,从头顶点三维运动轨迹中可提取出人体侧视平面上的身高波动信息和人体俯视平面上的摇摆运动信息.从身高波动信息可提取身高参数(身高均值、身高幅值)和步幅参数(步幅长度、步幅频率);这些参数已被证实可作为身份识别的特征参数.本文通过实验进一步证实,从摇摆运动信息提取的摇摆参数(摇摆均值、摇摆幅值和摇摆角)也具有一定的识别力.综合身高参数、步幅参数和摇摆参数,得到一组识别力更强、更稳定的特征组合,从而验证了头顶点三维运动轨迹这种新的生物特征用于身份识别的有效性.

关键词 生物特征, 头顶点的三维运动轨迹, 身高波动信息, 摇摆运动信息, 身份识别

DOI 10.3724/SP.J.1004.2011.00028

Human Identification Based on 3D Tracking Trajectory of Head Vertex

JIA Li-Hao^{1,2} ZOU Jian-Hua^{1,2} CHE Kai^{1,2}

Abstract A novel biometric method for human identification is proposed based on 3D tracking trajectory of head vertex, accompanied by a systematic study on the related basic problems. Vertical displacement in sagittal plane and lateral displacement in transverse plane can be extracted from the 3D tracking trajectory of head vertex. Previous work has demonstrated effective use of height parameters (height mean and height amplitude) and stride parameters (stride length and cadence) extracted from vertical displacement for human identification. In this paper, we further extract swing parameters (swing mean, swing amplitude, and swing angle) from lateral displacement as additional discriminant features. A group of discriminant and robust features are obtained by integrating height parameters, stride parameters, and swing parameters. Experimental results confirm the effectiveness of the proposed method.

Key words Biometric trait, 3D tracking trajectory of head vertex, vertical displacement, lateral displacement, human identification

生物识别技术(Biometrics)是利用人体生物特征进行身份认证或身份识别的一种技术,生物特征大致分为生理特征和行为特征两大类^[1].对于远距离身份识别问题,目前大多使用人脸、步态和虹膜等信息,其中步态信息具有独特的优势,但步态识别技术目前仍面临着巨大的挑战,如视角、穿戴和携带包裹等因素对识别的影响较大^[2].

步态定义为行人的行走方式,而行走是整个身体的运动过程,所以更准确地说,步态信息是行人整个身体形状和运动变化的模式^[3].步态信息本质上是三维的,这一点很容易被忽视^[4-5].解剖学中人体放在三个平面上,即侧视平面(Sagittal)、俯视平面(Transverse)和正视平面(Coronal)^[5-6],这三个相互垂直的平面构成人体所在的坐标系.人在行走过程中,人体侧视平面上的运动变化最大,呈现的信

息最多,所以大多数研究人员倾向于利用二维或三维方法将各视角下的步态信息变换到侧视下的步态信息,以得到较高的识别率^[7-10];同时人体俯视平面也存在一定的运动,理论上说,也可以用于辅助身份识别.

当人沿着同一方向行走时,其重心或头顶点在人体侧视平面上作上下起伏运动,在人体俯视平面上作左右摇摆运动,其轨迹均可近似为正弦曲线^[4,6].由于人体头顶点位置具有很好的视角不变性,且受行人穿戴和携带包裹等影响较小,所以本文提出一种基于头顶点三维运动轨迹的身份识别新方法,拟从头顶点的三维运动信息中挖掘人体侧视平面和人体俯视平面上的运动信息,并用于远距离身份识别.从头顶点三维运动轨迹中可提取出人体侧视平面上的身高波动信息和人体俯视平面上的摇摆运动信息,进而从身高波动信息和摇摆运动信息提取相应的特征参数用于身份识别.这种新的生物特征包含了生理信息和行为信息,将更加有助于身份识别.

1 基于头顶点三维运动轨迹的身份识别基本原理

头顶点的三维运动轨迹本质上属于步态信息的

收稿日期 2010-03-02 录用日期 2010-08-20
Manuscript received March 2, 2010; accepted August 20, 2010
国家自然科学基金(50177025)资助
Supported by National Natural Science Foundation of China (50177025)

1. 西安交通大学系统工程研究所 西安 710049 2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室 西安 710049

1. Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049 2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049

范畴,它是在世界坐标系下对头顶点运动的描述;而身高波动信息和摇摆运动信息是在人体所在的坐标系下对头顶点运动的描述,这两方面信息反映了头顶点在人体侧视平面和人体俯视平面上的运动信息.基于头顶点三维运动轨迹的身份识别方法流程图如图 1 所示.首先,获取头顶点的三维运动轨迹;其次,为了从头顶点的三维运动轨迹中提取出人体侧视平面上的身高波动信息和人体俯视平面上的摇摆运动信息,进行三维运动轨迹的规范化预处理,得到身高轨迹曲线和摇摆轨迹曲线;再次,对身高轨迹曲线定义身高参数(身高均值、身高幅值)和步幅参数(步幅长度、步幅频率)等特征,对摇摆轨迹曲线定义摇摆参数(摇摆均值、摇摆幅值、摇摆角)等特征;最后,对提取的特征使用支持向量机(Support vector machine, SVM)分类器进行训练和识别.值得一提的是,前工作已证实身高参数(身高均值和身高幅值)和步幅参数(步幅长度和步幅频率)等视角不变性特征具有一定的识别力^[11].理论上说,摇摆参数也具有一定的识别力,并可用于辅助身份识别,本文也将对此进行验证.

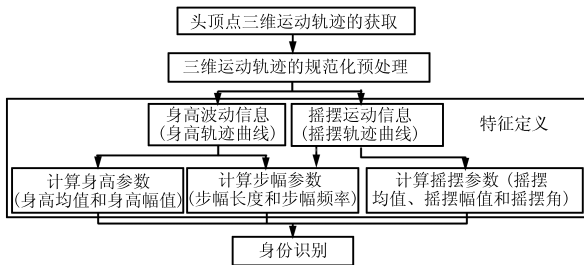


图 1 基于头顶点三维运动轨迹的身份识别原理示意图
Fig. 1 Schematic diagram of human identification based on 3D tracking trajectory of head vertex

2 头顶点三维运动轨迹的获取

为了精确地获得行人头顶点的三维运动轨迹,在室内简单背景下的监控场景搭建了双目图像采集实验平台,如图 2 所示.实验中要求行人沿着 40 厘米宽的带状区域由静止走向摄像头.

头顶点三维运动轨迹的获取步骤如下:

步骤 1. 首先进行摄像头的立体标定.世界坐标系 $X_W Y_W Z_W$ 的原点位于地平面上,如图 2 所示.

步骤 2. 分别在双目图像中,使用运动人体区域^[12]的最高位置近似头顶点的初始位置.为了获得较好的跟踪效果,使用该位置的 δ -邻域内与该位置最接近的 L-K 显著特征点^[13]作为头顶点的初始位置.

步骤 3. 利用基于灰度或 LoG (Laplacian of Gaussian) 特征的规范化模板匹配方法^[14]得到头顶点在双目图像中的对应点.

步骤 4. 计算头顶点的三维坐标.

步骤 5. 使用多分辨率 L-K 光流法^[15-16]分别跟踪双目左右图像中头顶点的位置.

步骤 6. 重复步骤 3~5,最后生成头顶点的三维运动轨迹.

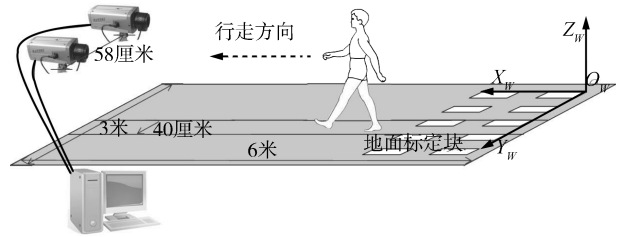


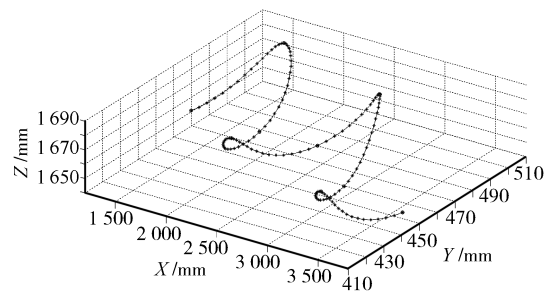
图 2 头顶点三维运动轨迹身份识别实验平台示意图
Fig. 2 Schematic diagram of experiment platform of human identification based on 3D tracking trajectory

图 3(a) 为某行人(身高: 1 690 mm)由静止到走向摄像头的过程中,头顶点在双目图像中的匹配和跟踪轨迹.图 3(b) 给出了该行走过程中头顶点的三维运动轨迹,图中轨迹为行人稳定运动阶段并经过低通滤波的整周期轨迹,该段轨迹的起始时刻对应着行人左脚在前且刚触地时刻,由图 3(b) 可以看出,头顶点的三维运动轨迹是一条同时具有起伏运动和摇摆运动的周期曲线.



(a) 头顶点在双目图像中的匹配及跟踪轨迹

(a) Stereo correspondence matching and tracking trajectory of head vertex in binocular images



(b) 头顶点的三维运动轨迹

(b) 3D tracking trajectory of head vertex

图 3 头顶点三维运动轨迹的获取
Fig. 3 Generation of 3D tracking trajectory of head vertex

由图 3 可见,对于简单背景下的监控场景来说,

上述轨迹获取步骤中的头顶点初始定位方法和跟踪方法,已经能够得到较好的头顶点三维运动轨迹.而对于混杂背景下的监控场景来说,首先需要进行人体头部检测^[17],获得每个行人的头部轮廓数据;头顶点的初始定位方法可基于椭圆拟合算法^[18]拟合头部轮廓数据,将拟合椭圆的轮廓最高点或椭圆主轴方向与头部轮廓数据的交点近似作为头顶点的初始位置;头顶点的跟踪方法可将点约束在头部轮廓线上,借助于轮廓跟踪^[19]或椭圆区域的精确跟踪^[20]来完成.

3 三维运动轨迹的规范化预处理

一般来说,行人不会严格地沿着 X_W 轴或平行于 X_W 轴的直线方向行走,所以为了从头顶点的三维运动轨迹中提取出身高波动信息和摇摆运动信息,需要进行三维运动轨迹的规范化预处理.

3.1 头顶点三维运动轨迹与步态的对应性

在一个完整的步态周期内,头顶点三维运动轨迹与步态的对应性是指头顶点三维运动轨迹中包含的身高波动信息和摇摆运动信息与步态在各个运动阶段具有很好的对应性;同时,身高波动信息和摇摆运动信息之间也具有很好的对应性.我们将利用身高波动信息和摇摆运动信息之间的对应性关系进行三维运动轨迹的规范化预处理.

由于实验中行人大致沿着 X_W 轴方向走向摄像头,为了便于描述与分析,将行人的三维运动轨迹分别投影到平面和地平面,分别得到身高投影曲线和摇摆投影曲线,使用这两条投影曲线近似表示身高波动信息和摇摆运动信息,如图4所示.此外,由于行人的身高具有很好的视角不变性,图4中同时给出了相应的身高时间序列曲线,由图中可以看出,该曲线相似于正弦曲线;身高投影曲线或身高时间序列曲线的波谷点和波峰点大致对应着摇摆投影曲线的过零点和极值点.通过观察行人的行走视频进一步发现,行人的步态与头顶点三维运动轨迹在各个运动阶段存在着——对应关系,图5给出了一个步态周期内行人的步态与身高投影曲线和摇摆投影曲线的对应性关系.

由图5可以看出:1) 身高投影曲线或身高序列曲线中的波谷点对应着步态周期中的左脚或右脚刚触地的时刻,此时行人身高最低,该时刻同时对应着摇摆投影曲线的过零点;2) 身高投影曲线或身高序列曲线中的波峰点对应着两足贴近时刻,同时大致对应着摇摆投影曲线的峰值点;3) 身高投影曲线的两个周期,即左脚两次刚触地时刻之间的间隔,对应着一个完整的步态周期,同时对应着摇摆投影曲线的一个周期.

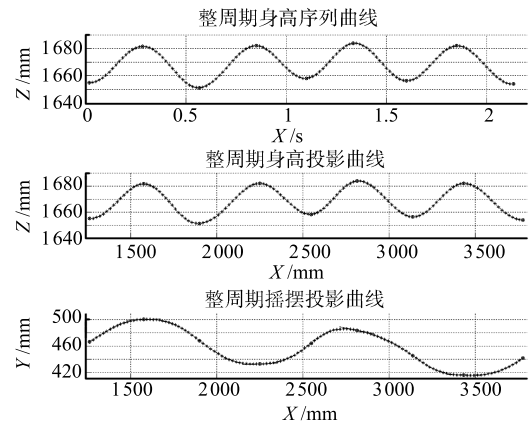


图4 身高时间序列曲线、身高投影曲线和摇摆投影曲线

Fig. 4 Time-series curves of vertical displacement, vertical projection, and lateral projection

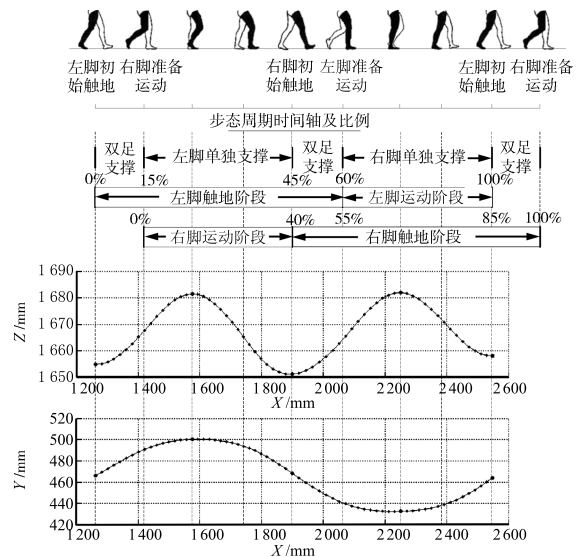


图5 身高投影曲线和摇摆投影曲线与步态的对应性

Fig. 5 Correspondences between curves of vertical and lateral projections and human gait

3.2 三维运动轨迹的规范化预处理

为了便于规范化步骤的描述,首先给出局部运动方向、人体坐标系、摇摆值和摇摆角的概念.

1) 局部运动方向和人体坐标系.如图6所示,波谷点 P_{tr1} , P_{tr2} 和 P_{tr3} 组成的向量 $P_{tr1}P_{tr2}$ 和 $P_{tr2}P_{tr3}$ 在地平面(图中使用 $Z_0 = 1640$ mm 平面代替地平面)上的投影 $p_{tr1}p_{tr2}$ 和 $p_{tr2}p_{tr3}$ 即为局部运动方向.基于这些局部运动方向,得到人体坐标系 $X_iY_iZ_i$, 其中 $X_iO_iY_i$ 平面与地平面共面.

2) 摇摆值.定义摇摆值为轨迹上各点在人体坐标系 $X_iY_iZ_i$ 的 $X_iO_iY_i$ 平面上偏离局部运动方向的大小,即轨迹上各点在地平面上的投影点到相应局部运动方向的垂直距离,如图6中点 P_i 在地面的投

影点 p_i 到局部运动方向 $p_{tr1}p_{tr2}$ 的垂直距离即为摇摆值 r_i . 摇摆幅值 α 定义为该半个步态周期内的最大摇摆值.

3) 摇摆角. 相邻两个局部运动方向之间的夹角定义为摇摆角, 如图 6 中局部运动方向 $p_{tr1}p_{tr2}$ 和 $p_{tr2}p_{tr3}$ 之间的夹角 β .

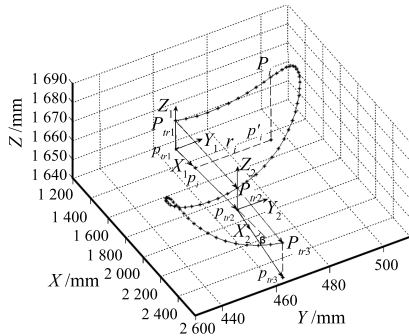


图 6 局部运动方向和人体坐标系示意图

Fig. 6 Schematic diagram of local directions of motion and coordinates based on human body

基于身高波动信息和摇摆运动信息的对应性关系, 借助于局部运动方向和人体坐标系的概念, 将三维运动轨迹变换到人体坐标系下, 即可提取出身高波动信息和摇摆运动信息, 最后分别得到身高轨迹曲线和摇摆轨迹曲线. 结合图 7, 给出三维运动轨迹规范化预处理的具体步骤:

步骤 1. 寻找身高时间序列曲线的波谷点. 图 7(a) 中给出了波谷点 $p_{tr1}, p_{tr2}, p_{tr3}, p_{tr4}, p_{tr5}$, 这些点的位置同时对应着三维运动轨迹上的波谷点和摇摆投影曲线上的过零点.

步骤 2. 根据波谷点得到各局部运动方向和人体坐标系. 图 7(b) 给出了摇摆投影曲线上的局部运动方向及人体坐标系 $X_i Y_i Z_i$.

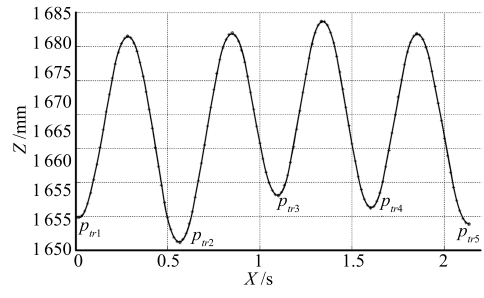
步骤 3. 将三维运动轨迹上各点变换到相应的人体坐标系下, 即得到了人体坐标系下的三维运动轨迹, 即规范化的三维运动轨迹, 如图 7(c) 所示. 图 7(d) 给出了人体坐标系下的身高轨迹曲线和摇摆轨迹曲线.

值得一提的是, 这种规范化预处理方法不仅适用于行人正面走向摄像头情况, 而且同样适用于行人沿斜线走向摄像头时产生的头顶点三维运动轨迹. 因此, 实验部分录制的行走视频仅考虑了行人沿着 40 厘米宽的带状区域正面走向摄像头的情况.

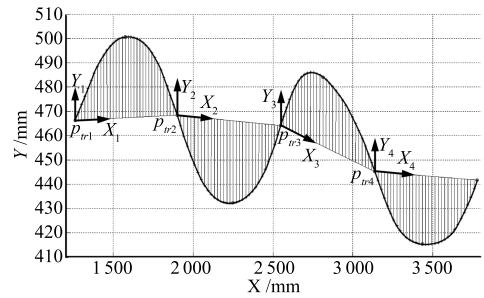
4 特征定义

分别针对身高轨迹曲线和摇摆轨迹曲线进行了特征定义. 令 $T = \{(x_i, y_i, z_i)\}_{i=1}^n$ 表示规范化三维运动轨迹上点的序列, $H = \{(i, z_i)\}_{i=1}^n$ 表示身高波

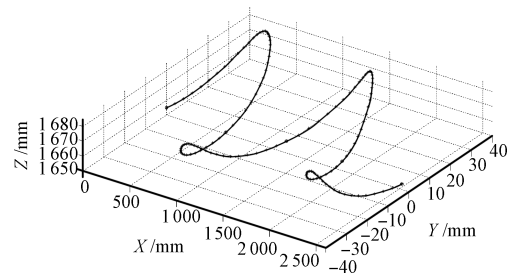
动序列, $S = \{(i, y_i)\}_{i=1}^n$ 表示摇摆运动序列, 其中 n 为该段轨迹的总点数.



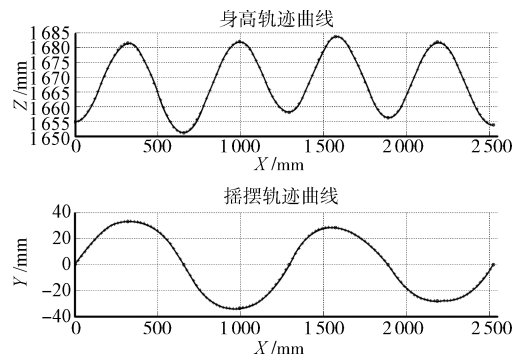
(a) 身高序列曲线上的波谷点
(a) Troughs on time-series curve of vertical displacement



(b) 摇摆投影曲线上的人体坐标系
(b) Human body coordinates on curve of lateral projection



(c) 规范化的三维运动轨迹
(c) Normalized 3D tracking trajectory



(d) 身高轨迹曲线和摇摆轨迹曲线
(d) Curves of vertical and lateral displacements

图 7 规范化的三维运动轨迹图

Fig. 7 Diagram of normalized 3D tracking trajectories

4.1 身高轨迹曲线的特征定义

对身高轨迹曲线定义了身高均值 μ_H 、身高幅值 α_H 、步幅长度 L_{stride} 、步幅频率 f_{stride} (步态周期 T_{stride}) 和平均运动速度 \bar{V} 等五个特征.

1) 身高均值 μ_H (单位: mm) 和身高幅值 α_H (单位: mm)

身高均值 μ_H 和身高幅值 α_H 特征反映了行人以当前平均运动速度 \bar{V} 行走时头顶点的波动均值和波动幅值. 由于头顶点在人体侧视平面上的上下起伏运动轨迹可以近似为正弦曲线, 所以假设身高波动序列的模型为

$$H(i) = \mu_H + \alpha_H \cos\left(\frac{4\pi}{N}i + \varphi_H\right) + \varepsilon_H, \\ i = 0, 1, 2, \dots, n$$

其中, N 为该段轨迹中各步态周期点数的均值, φ_H 为身高波动序列的初始相位, ε_H 为测量噪声. 通过最小二乘拟合得到模型中的参数 μ_H 和 α_H , 计算公式为

$$\mu_H = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n z_i, \quad \alpha_H = \sqrt{A_H^2 + B_H^2}$$

其中,

$$A_H = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \mu_H) \cos\left(\frac{4\pi}{N}i\right)$$

$$B_H = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (z_i - \mu_H) \sin\left(\frac{4\pi}{N}i\right)$$

2) 步幅频率 f_{stride} (单位: 步态周期/s) (步态周期 T_{stride} (单位: s))

步态周期 T_{stride} 定义为行人左脚或右脚从初始触地到再次初始触地所用的时间, 如图 5 所示. T_{stride} 等于左脚步长周期加右脚步长周期. 若该段三维运动轨迹包括多个步态周期, T_{stride} 取其均值. 步幅频率 f_{stride} 定义为步态周期 T_{stride} 的倒数, 即 $f_{\text{stride}} = 1/T_{\text{stride}}$ (步态周期/s).

3) 步幅长度 L_{stride} (单位: mm)

步幅长度 L_{stride} 定义为行人左脚步长加右脚步长, 如图 5 所示. 若该段三维运动轨迹包括多个步幅长度, 取其均值.

4) 平均运动速度 \bar{V} (单位: mm/s)

该段轨迹行人的平均运动速度 $\bar{V} = (f_s \times D)/n$, 其中 D (单位: mm) 为规范化三维运动轨迹中行人行走的总路程, f_s (单位: Hz) 为双目图像采样频率.

4.2 摇摆轨迹曲线的特征定义

对摇摆轨迹曲线定义了摇摆均值 μ_S 、摇摆幅值 α_S 和摇摆角 β_S 等三个特征, 其中摇摆均值 μ_S 和

摇摆幅值 α_S 反映了行人以当前行走速度在人体俯视平面上头顶点左右摇摆的对称性以及摆幅大小. 摇摆角 β_S 反映了行人以当前行走速度在人体俯视平面上的摇摆程度.

1) 摇摆均值 μ_S (单位: mm) 和摇摆幅值 α_S (单位: mm)

由于头顶点在人体俯视平面上的摇摆轨迹曲线也可近似为正弦曲线, 所以假设摇摆运动序列的模型为

$$S(i) = \mu_S + \alpha_S \cos\left(\frac{2\pi}{N}i + \varphi_S\right) + \varepsilon_S, \\ i = 0, 1, 2, \dots, n$$

其中, φ_S 为摇摆运动序列的初始相位, ε_S 为测量噪声. 同样, 通过最小二乘拟合得到模型中的参数 μ_S 和 α_S , 计算公式为

$$\mu_S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i, \quad \alpha_S = \sqrt{A_S^2 + B_S^2}$$

其中,

$$A_S = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_S) \cos\left(\frac{2\pi}{N}i\right)$$

$$B_S = \frac{2}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \mu_S) \sin\left(\frac{2\pi}{N}i\right)$$

2) 摇摆角 β_S (单位: °)

行人运动时其平衡能力各不相同, 当以一定速度行走时其摇摆程度也不同, 这种摇摆程度可以通过摇摆角 β_S 来描述. 若该段轨迹包含多个摇摆角, 取其均值.

5 身份识别方法

实验中选择了 SVM 分类器对身高轨迹曲线和摇摆轨迹曲线定义的特征进行实验. 为了与前人工作^[11] 进行比较分析, 首先对各类特征进行组合, 表 1 给出了身高特征组合、摇摆特征组合以及身高和摇摆特征组合. 其中身高特征组合为前人工作中使用过的特征组合, HMS, HPS, SPS, HFS1 和 HFS2 分别代表身高均值特征 $\{\mu_H\}$ 、身高参数特征组合 $\{\mu_H, \alpha_H\}$ 、步幅参数特征组合 $\{L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}\}$ 、身高特征组合 1 $\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, \bar{V}\}$ 和身高特征组合 2 $\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}\}$; 摇摆特征组合 SFS, SSPS1 和 SSPS2 分别代表摇摆特征组合 $\{\mu_S, \alpha_S, \beta_S\}$ 、摇摆和步幅参数特征组合 1 $\{\mu_S, \alpha_S, \beta_S, L_{\text{stride}}, \bar{V}\}$ 及摇摆和步幅参数特征组合 2 $\{\mu_S, \alpha_S, \beta_S, L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}\}$; 身高和摇摆特征组合 HSS1 和 HSS2 分别代表身高和摇摆特征组合

1 $\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, \bar{V}, \mu_S, \alpha_S, \beta_S\}$ 及身高和摇摆特征组合 2 $\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}, \mu_S, \alpha_S, \beta_S\}$. 由于行人的平均运动速度 $\bar{V} = L_{\text{stride}} \times f_{\text{stride}}$, 且与该速度下的其他特征具有较强的相关性, 所以在特征组合时考虑了将 \bar{V} 与 f_{stride} 互换, 得到特征组合 HFS1, SSPS1 和 HSS1.

然后对表 1 中的各种特征组合利用 SVM 分类器进行身份识别实验. 其中, 各种特征组合均使用最小-最大线性归一化方法进行了预处理. SVM 分类器采用了 LIBSVM 库^[21], 选用径向基核函数 (Radical basis function, RBF), 核参数 γ 和惩罚系数 C 的选择采用了网格搜索的方法进行寻优. 在 SVM 的训练和识别实验中采用了 Leave-One-Out 交叉验证方法和 Bootstrapping 方法, 具体实验步骤如下:

步骤 1. 从特征数据集中随机抽取十分之一作为测试集, 其他作为训练集;

步骤 2. 使用训练集训练分类器, 采用十倍交叉验证优化模型的参数;

步骤 3. 使用训练好的分类器对测试集进行预测, 将预测正确的样本数除以测试集的样本总数, 即得到识别率;

步骤 4. 重复以上步骤 50 次, 计算其平均识别率.

6 实验与结果分析

6.1 数据采集

基于头顶点三维运动轨迹的身份识别实验平台如图 2 所示, 其中双目图像采集设备的镜头焦距为 8 毫米, 双目基线距离为 58 厘米, 双目图像采集帧率为 60 帧/秒, 图像的分辨率为 752 像素 \times 480 像素. 先后对 46 人进行了双目视频采集. 实验中要求行人沿着 40 厘米宽的带状区域走向摄像头, 行人按照自己平时的走路速度完成慢速、常速和快速等三种运动速度下的单程行走, 每种运动速度行走 6 次, 即每人录制了 18 段视频, 最后总共录制了 828 段视频.

利用头顶点三维运动轨迹的获取方法, 由 828 段视频生成了 828 段头顶点的三维运动轨迹. 为了避免行人初始加速过程对实验的影响, 每段轨迹均截取掉行人行走的前两步轨迹, 并且经过低通滤波预处理, 最后截取出整周期轨迹.

6.2 数据集的预处理

对每段整周期轨迹进行规范化预处理; 然后从身高波动信息和摇摆运动信息中提取出身高参数 (身高均值、身高幅值)、步幅参数 (步幅长度、步幅频率) 和摇摆参数 (摇摆均值、摇摆幅值、摇摆角) 等特征; 最后利用这些特征表示各段轨迹, 组成数据集, 并用于身份识别实验.

实验中发现, 有些规范化轨迹的摇摆幅值较小, 这可能是由于行人的头部运动较大或行走方向的变化较大引起的. 为了减小这些轨迹对识别实验的影响, 给出了规范化轨迹的有效性判据. 通过判断该段规范化轨迹内的各摇摆幅值 α_i 是否大于某一阈值 α_0 以及各摇摆角 β_i 是否小于某一阈值 β_0 , 去检验该段规范化轨迹的有效性. 其中阈值 α_0 和 β_0 均通过实验得到, 实验中取 $\alpha_0 = 4.0 \text{ mm}$, $\beta_0 = 13.0^\circ$. 在实际应用中, 该有效性判据可用于检验摇摆运动信息是否被淹没, 从而确定是否将这部分信息用于身份识别.

根据该有效性判据得到了 823 段有效的规范化轨迹, 其相应的特征组成了识别实验中使用的数据集, 图 8 给出了该数据集的身高均值、身高幅值、步幅长度、步幅频率、平均运动速度、摇摆均值、摇摆幅值和摇摆角等特征的直方图.

6.3 结果分析

当数据集的组成或人数发生变化时, 其识别率也会发生相应的变化, 为了模拟这两种变化对识别率的影响, 从 46 人数据集中随机抽取 25 人、35 人和 45 人的数据组成子数据集, 均随机抽取 10 次, 即分别生成了 10 个子特征数据集. 针对每个子数据集利用第 5 节中的身份识别实验步骤进行实验, 其实验结果如图 9 所示.

表 1 特征组合表

Table 1 Table of feature combinations

身高特征组合		摇摆特征组合		身高和摇摆特征组合	
名称	特征组合	名称	特征组合	名称	特征组合
HMS	$\{\mu_H\}$	SFS	$\{\mu_S, \alpha_S, \beta_S\}$	HSS1	$\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, \bar{V}, \mu_S, \alpha_S, \beta_S\}$
HPS	$\{\mu_H, \alpha_H\}$	SSPS1	$\{\mu_S, \alpha_S, \beta_S, L_{\text{stride}}, \bar{V}\}$	HSS2	$\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}, \mu_S, \alpha_S, \beta_S\}$
SPS	$\{L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}\}$	SSPS2	$\{\mu_S, \alpha_S, \beta_S, L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}\}$		
HFS1	$\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, \bar{V}\}$				
HFS2	$\{\mu_H, \alpha_H, L_{\text{stride}}, f_{\text{stride}}\}$				

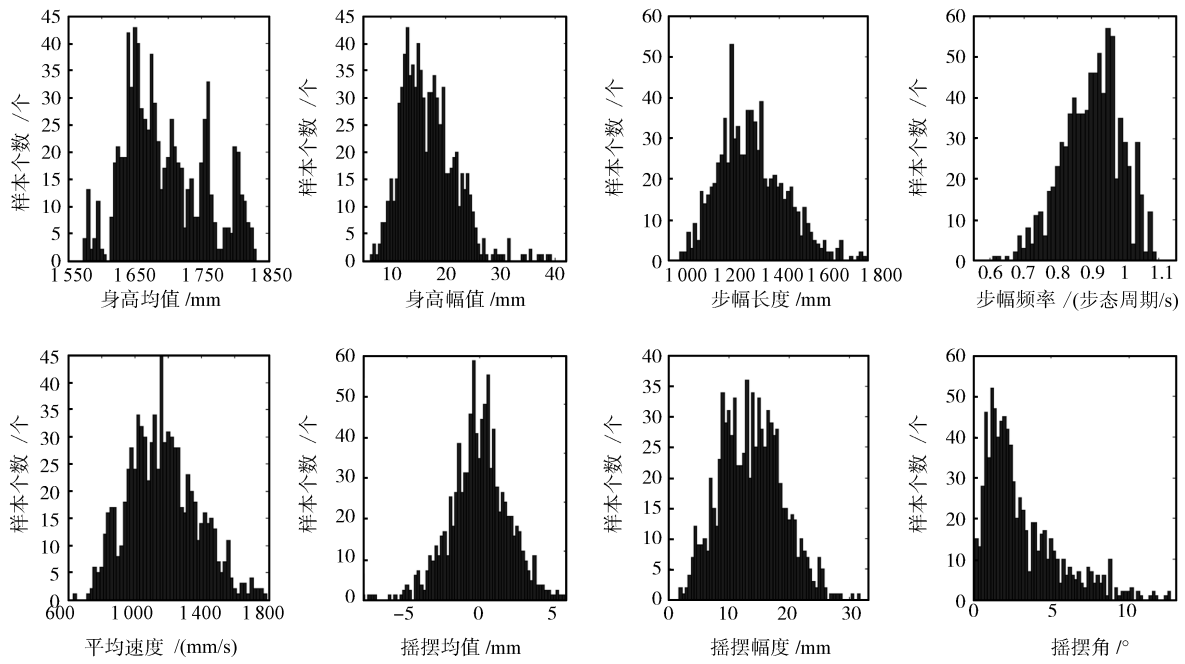
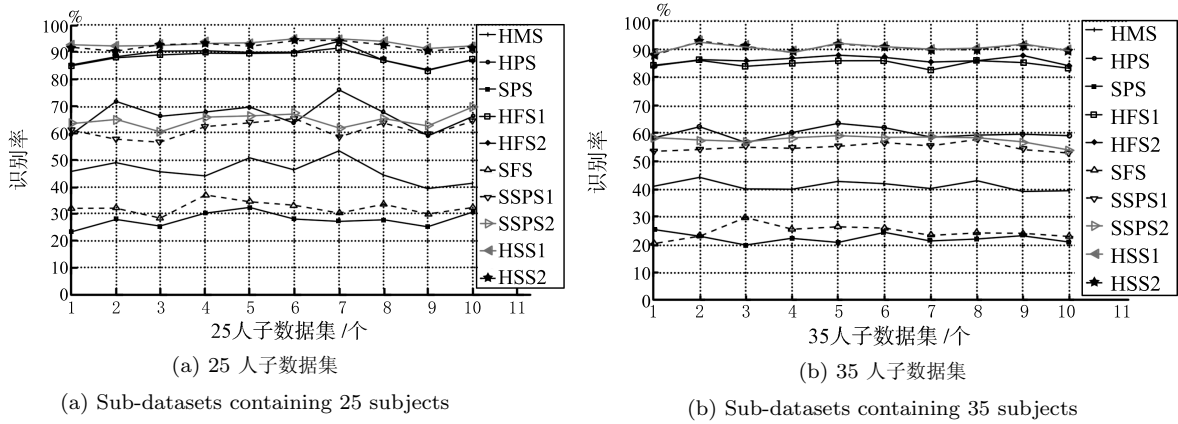


图 8 数据集各特征的直方图

Fig. 8 Histograms of features extracted from dataset

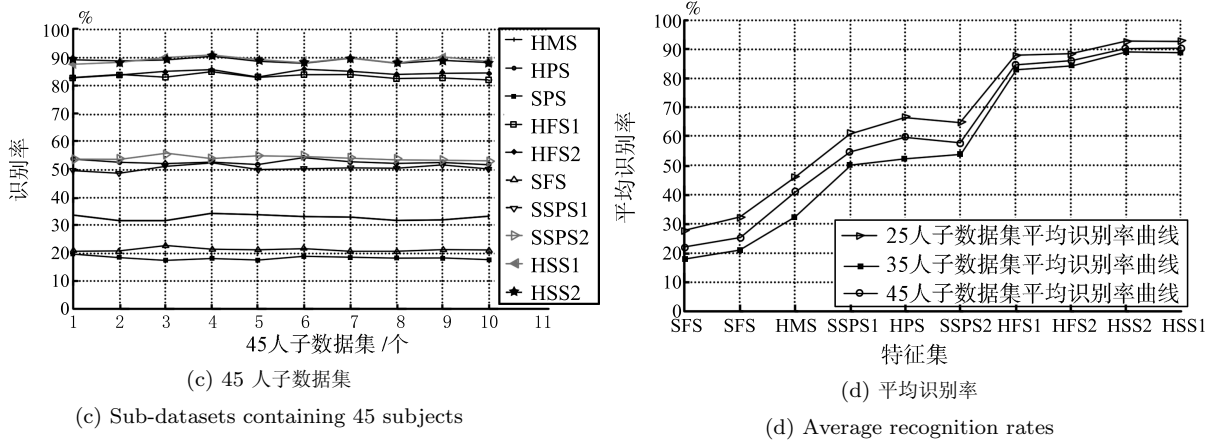


(a) 25 人子数据集

(a) Sub-datasets containing 25 subjects

(b) 35 人子数据集

(b) Sub-datasets containing 35 subjects



(c) 45 人子数据集

(c) Sub-datasets containing 45 subjects

(d) 平均识别率

(d) Average recognition rates

图 9 各子数据集在各种特征组合下的识别率

Fig. 9 Recognition rates of sub-datasets with different feature combinations

表 2 各子数据集在各种特征组合下的平均识别率

Table 2 Average recognition rates of sub-datasets with different feature combinations

身高特征组合的平均识别率 (%)				摇摆特征组合的平均识别率 (%)				身高和摇摆特征组合 (%)			
特征组合	25 人	35 人	45 人	特征组合	25 人	35 人	45 人	特征组合	25 人	35 人	45 人
HMS	46.0	41.0	32.5	SFS	32.3	25.1	21.0	HSS1	92.9	90.3	88.9
HPS	66.7	59.8	52.4	SSPS1	61.2	54.7	50.3	HSS2	92.6	90.2	88.9
SPS	27.9	21.9	18.1	SSPS2	64.8	57.6	53.8				
HFS1	88.0	84.7	83.1								
HFS2	88.4	85.9	84.3								

由图 9(a)~9(c) 可以看出, 当子数据集的组成发生变化时, 身高和摇摆特征组合 HSS1 和 HSS2 的识别率最高, 且变化不大, 说明这两个特征组合比较稳定; 而其他特征组合的识别率较低, 且变化较大. 图 9(d) 给出了 25 人、35 人和 45 人子特征数据集在各种特征组合下的平均识别率, 其平均识别率为 10 个子数据集识别率的均值, 同时平均识别率处使用“工”字形绘出了相应的标准差, 其高度代表标准差的大小. 由图 9(d) 可以清晰地看出, 当数据集的人数增加时, 各种特征组合的平均识别率下降程度各不相同, 其中特征组合 HSS1 和 HSS2 的平均识别率下降最小, 这说明这两组特征组合最稳定. 表 2 给出了各子数据集在各种特征组合下的平均识别率值.

结合图 9 和表 2 可以看出, 前人工作^[11]中使用的身高参数和步幅参数特征组合 HFS1 或 HFS2 确实达到了较高的识别率; 摇摆特征组合 SFS 也具有一定的识别力, 摇摆和步幅参数特征组合 SSPS1 和 SSPS2 的平均识别率相比于单纯的步幅参数特征组合 SPS 的平均识别率有了很大的提高, 这也进一步说明了摇摆特征组合 SFS 的识别能力; 而身高和摇摆特征组合 HSS1 和 HSS2 的平均识别率平均高出身高特征组合 HFS1 和 HFS2 的平均识别率 4.9%. 这些结果均表明, 摇摆参数的引入确实进一步提高了识别率, 即人体侧视平面上的摇摆运动信息可以用于辅助身份识别, 而综合身高参数、步幅参数和摇摆参数的特征组合得到的平均识别率最高, 且最稳定.

最后, 使用身高和摇摆特征组合 HSS1 和 HSS2 对 46 人的数据集进行了实验, 50 次的平均识别率分别达到了 88.0% 和 89.5%.

7 结论

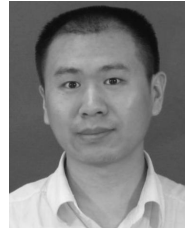
本文提出了一种基于头顶点三维运动轨迹的身份识别新方法. 通过实验证实, 从头顶点三维运动轨迹提取出的身高波动信息和摇摆运动信息中, 身高

波动信息具有较高的识别力, 摇摆运动信息也具有一定的识别能力, 综合这两方面信息提取的特征参数, 得到一组识别力更强、更稳定的特征组合, 即身高均值、身高幅值、步幅长度、步幅频率 (或平均运动速度)、摇摆均值、摇摆幅值和摇摆角, 从而验证了头顶点三维运动轨迹这种新的生物特征用于身份识别的有效性.

References

- Jain A K, Flynn P, Ross A A. *Handbook of Biometrics*. New York: Springer-Verlag, 2007. 1–22
- Li S Z, Schouten B, Tistarelli M. Biometrics at a distance: issues, challenges, and prospects. *Handbook of Remote Biometrics for Surveillance and Security*. London: Springer, 2009. 3–21
- Nixon M S, Tan T N, Chellappa R. *Human Identification Based on Gait*. New York: Springer-Verlag, 2005
- Seely R D, Goffredo M, Carter J N, Nixon M S. View invariant gait recognition. *Handbook of Remote Biometrics for Surveillance and Security*. London: Springer, 2009. 61–81
- Perry J. *Gait Analysis: Normal and Pathological Function*. New Jersey: SLACK, 1992. 131–142
- Vaughan C L, Davis B L, O'Connor J C. *Dynamics of Human Gait*. Cape Town: Kiboho Publishers, 1999. 7–14
- Inman V T, Ralston H J, Todd F. *Human Walking*. Baltimore: Williams and Wilkins, 1981
- Huang P S, Harris C J, Nixon M S. Recognising humans by gait via parametric canonical space. *Artificial Intelligence in Engineering*, 1999, **13**(4): 359–366
- Boyd J E. Synchronization of oscillations for machine perception of gaits. *Computer Vision and Image Understanding*, 2004, **96**(1): 35–59
- Zhang R, Vogler C, Metaxas D. Human gait recognition at sagittal plane. *Image and Vision Computing*, 2007, **25**(3): 321–330
- Ben A C, Cutler R, Davis L. View-invariant estimation of height and stride for gait recognition. In: *Proceedings of the International ECCV 2002 Workshop Copenhagen on Biometric Authentication*. London, UK: Springer-Verlag, 2002. 155–167

- 12 Jia Li-Hao, Zou Jian-Hua. Improved background subtraction based on novel thresholding approach. *Acta Automatica Sinica*, 2009, **35**(4): 394–400
(贾立好, 邹建华. 基于新的阈值化方法的背景减法改进. *自动化学报*, 2009, **35**(4): 394–400)
- 13 Shi J B, Tomasi C. Good features to track. In: Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, USA: IEEE, 1994. 593–600
- 14 Bradski G, Kaehler A. *Learning OpenCV: Computer Vision with the OpenCV Library*. Sebastopol: O'Reilly Media, 2008. 214–219
- 15 Lucas B D, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: Proceedings of the 7th International Joint Conference on Artificial Intelligence. Vancouver, Canada: Morgan Kaufmann Publishers, 1981. 674–679
- 16 Matthews I, Ishikawa T, Baker T. The template update problem. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(6): 810–815
- 17 Haritaoglu I, Harwood D, Davis L S. W4: real-time surveillance of people and their activities. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, **22**(8): 809–830
- 18 Leedan Y, Meer P. Heteroscedastic regression in computer vision: problems with bilinear constraint. *International Journal of Computer Vision*, 2000, **37**(2): 127–150
- 19 Isard M, Blake A. Condensation-conditional density propagation for visual tracking. *International Journal of Computer Vision*, 1998, **29**(1): 5–28
- 20 Georgescu B, Meer P. Point matching under large image deformations and illumination changes. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(6): 674–688
- 21 Chang C C, Lin C J. Libsvm: a library for support vector machines [Online], available: <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>, November 1, 2009



贾立好 西安交通大学系统工程研究所博士研究生. 主要研究方向为计算机视觉、模式识别和视频监控. 本文通信作者. E-mail: lh.jia@stu.xjtu.edu.cn
(**JIA Li-Hao** Ph.D. candidate at the Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers computer vision, pattern recognition, and video surveillance. Corresponding author of this paper.)



邹建华 西安交通大学系统工程研究所教授. 主要研究方向为图像处理、复杂系统分析和网络控制系统.
E-mail: jhzou@sei.xjtu.edu.cn
(**ZOU Jian-Hua** Professor at the Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers image processing, complex systems analysis, and networked control systems.)



车凯 西安交通大学系统工程研究所硕士研究生. 主要研究方向为计算机视觉、模式识别和视频监控.
E-mail: chekai1985@gmail.com
(**CHE Kai** Master student at the Systems Engineering Institute, Xi'an Jiaotong University. His research interest covers computer vision, pattern recognition, and video surveillance.)