

基于 SVM 的行人步态实时分类方法

吴哲君 赵忠华 唐 雷

(上海交通大学 仪器科学与工程系 上海 200240)

摘要: 针对行人行走和跑步步态差异会影响行人定位精度的问题,提出一种基于支持向量机(support vector machine, SVM)的步态实时分类方法,将行人步态分为行走和跑步2类。行人步态原始数据由安装于足部的加速度计和陀螺仪提供,通过对原始数据进行坐标系转换、快速傅里叶变换(fast fourier transform, FFT)和数据降维等步骤建立 SVM 的训练数据输入量。算法采用测试多组匀速或变速的行走和跑步数据进行实验验证,以支持向量空间中的高斯分布作为判断依据。结果表明,SVM 的实时分类成功率达到 98.6%以上。

关键词: 支持向量机;步态分类;快速傅里叶变换;数据降维

中图分类号: V249.322 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

SVM-based method for real time classification of pedestrian gait

Wu Zhejun Zhao Zhonghua Tang Lei

(Department of Instrument Science and Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: It presents an SVM-based gait classification method to the problem of positioning accuracy in pedestrian inertial navigation because of the differences between walking and running. The algorithm divides pedestrian gaits into walking and running in real time using an SVM classifier. The original gait data was collected from an IMU installed on the foot. The establishment of training data includes coordinates transformation, FFT and dimension reduction. Tests of several walking and running data on both constant and variable speed are used to verify this method, according to the Gaussian distribution in SVM space. The results show a 98.6% successful rate of real time classification using SVM.

Keywords: SVM; gait classification; FFT; dimension reduction

1 引言

支持向量机作为统计分类器,可以应用在图像分类^[1]、人脸识别、语音监控^[2]、文本分类和控制系统^[3]等领域;此外,SVM 也可以在控制系统和通讯等领域用于回归分析^[4]。本文将 SVM 用于行人行走和跑步的步态分类,是一个二分类问题。由于用惯性传感器采集的行人步态信息丰富,因此需要提取多组特征值进行组合,是一个高维分类问题^[5]。

步态分类常用于辅助行人惯性导航定位系统(pedestrian inertial navigation system, PINS)。前人相关工作有马晓龙提出了根据加速度幅值的滑动方差对不同的步行速度和步态进行划分^[6],需提取一段之内内的比力加速度数据进行分析,因此步态分类有延时。汪少初等人用 SVM 对行走和上下楼的步态进行分类^[7],但在 PINS 定位算法中行走和上下楼的检测方法类似,因此分类对 PINS 贡献较小。然而跑步与行走的步态特征和数据信息存在较

大差异,常规适用于行走的静止检测方法在跑步情况下会失效,因此首先对行走和跑步步态进行分类,并对不同步态应用特定的静止检测方法有助于进行后续的步态分析,提高行人惯性导航算法的定位精度。

与跑步相关的步态分类方法有采用隐马尔可夫模型根据不同步态的角速度数据对行走和慢跑进行实时分类^[8],但其所用的跑步数据仅限于跑步机上采集的匀速数据,无法应用于实际情况中的变速和高速跑步数据。由此可见,需要更有效地分类方法来对行人实现不同速度下的行走和跑步定位。

阐述了一种基于 SVM 分类器的实时步态分类方法,目的是将行人步态分为行走和跑步2大类,适用多种步速的行走和跑步。方法包括训练和测试2个阶段:首先从安装于行人足部的加速度计和陀螺仪获取加速度和角速度信息。由训练阶段利用行人步态原始数据建立训练数据输入量,并提供给支持向量机学习,再用训练好的支持向量机分

类器对步态分类。实验设计利用跑步机采集的单独行走和跑步数据作为训练数据,将行人实际行走和跑步混合的数据作为测试数据。预期结果将用 SVM 对测试数据进行实时分类。

2 行人步步态特征分析

行人的一个完整的步态周期包含从脚跟离地、脚尖离地、脚跟着地、脚面放平到脚跟再次离地的过程^[9-10]。然而行走和跑步步态周期中,上述各阶段的比例却有明显差异,因此相应的加速度和角速度数据也会不同。本文正是利用两者加速度和角速度数据的差异对其进行分类。

2.1 行走步态特征

行走时速度通常较低,其步态周期和各阶段所占时间比例如图 1 所示。在 15.0% 的蓝色区域中,右脚与地面实现分离,即为抬脚阶段;31.8% 的绿色中,右脚逐渐迈出,即为摆动阶段,也是右脚产生位移的主要阶段;14.7% 的红色区域中,右脚与地面渐渐贴合,即为着地阶段;38.5% 的橙色区域中,右脚整个脚面与地面保持相对静止,即为站立阶段。当一只脚在抬脚阶段时,另一只脚一定处于着地阶段。当一只脚在摆动阶段时,另一只脚也一定处于站立阶段,因此行人行走的步态有一定对称性。

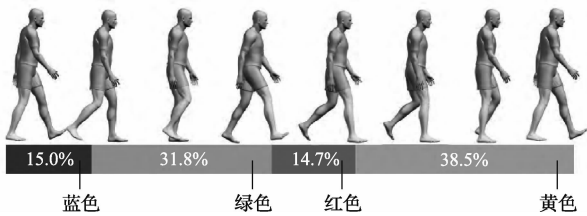


图 1 行人行走步态特征^[7]

2.2 跑步步态特征

跑步步态中没有上述行走的这种对称性,因为跑步过程中的双脚可以同时处于摆动位置。如图 2 所示,分析跑步步态的中各阶段可知,抬脚阶段的持续时间在整个步态周期中占更大比例。原因是与地面接触的脚在跑步的起步时需要对人体提供更大的加速度。

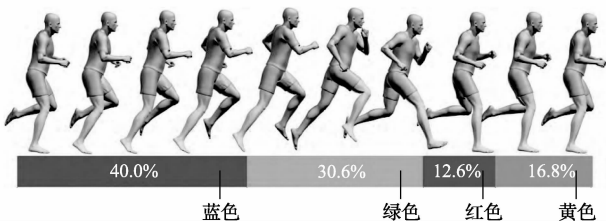


图 2 行人跑步步态特征图^[7]

加速度和角速度数据在步态周期的各阶段中的特性不同,在站立阶段数值相对较小,而摆动阶段数值相对较大。由于行走与跑步中各步态阶段的比例有所不同,两类步态

的特征可从各自加速度和角速度数据分析得到。因此,本文的 SVM 分类依据正是行人足部的加速度与角速度信息。

3 SVM 基本原理

SVM 是一种建立在统计学习理论基础上的线性分类器。其算法是一个凸优化问题,其局部最优解即为全局最优解,因此可以避免其他例如神经网络、遗传算法等机器学习方法中存在的问题^[11],如过度学习和陷入局部最优值等。它的特点是根据结构风险最小化原则^[12],在有限的样本信息在模型的复杂性和泛化学习能力之间寻求最佳折衷,能有效避免过度学习或陷入局部最优等缺点。

以二维数据为例,两类数据点分布在一个二维平面中,SVM 的基本原理是通过训练找到能够分开这两类数据点的分类线。虽然这样的分类线有很多,但有且仅有一条分界线满足到两类数据点的类间间隔最大,被称为最优分类线,即为不同类的、在分类线垂直方向投影到最近的数据点距离最短的一条分类线,如图 3 所示。对多维数据而言,数据点分布在多位空间内,SVM 分类器得到的是最优分类超平面。

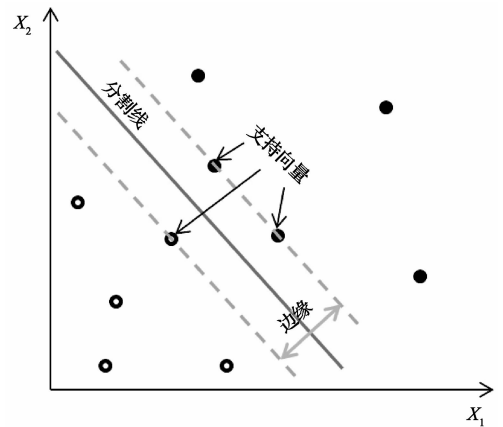


图 3 针对二维数据的 SVM 分类原理

假设有一个点集 D , 含有 n 个点, 表示为:

$$D = (x_i, y_i) \mid x_i \in \mathbf{R}^p, y_i \in [-1, 1]_{n=1}^n \quad (1)$$

如果上述点集 D 是线性可分的, 则能找到 2 个间距最大的超平面, 且没有任何点在他们之间, 即存在垂直于超平面的向量 ω 和标量 b 能够满足不等式(2):

$$y_i(\omega \cdot x_i - b) \geq 1, 1 \leq i \leq n \quad (2)$$

2 个超平面的间距可知为 $2/|\omega|$ 因此, 求最优分类超平面的问题即为在以上述不等式为约束条件的情况下求 $|\omega|$ 的最小值, 表示为:

$$\arg \min_{\omega, b} \frac{|\omega|^2}{2} \quad (3)$$

利用二次规划求解上述问题, 此处省略具体求解过程, 其结果可以表示为:

$$\omega = \sum_{i=1}^n \alpha_i y_i x_i \quad (4)$$

$$b = \frac{1}{N_{SV}} \sum_{i=1}^{N_{SV}} (\omega \cdot x_i - y_i) \quad (5)$$

式中: N_{SV} 为所有支持向量。

4 SVM 训练数据的建立

本文采用 SVM 实时判断行人在每个采样点的运动状态处于行走或跑步。SVM 通过从加速度计和陀螺仪获取的三轴加速度和角速度信息建立训练数据,并对测试数据进行实时分类。构建训练数据时,首先采集了大量不同速度下的行走和跑步数据。由于通常情况下,运动状态可由 1 s 左右的运动数据判断,因此每一条训练向量设为 1 s 的加速度和角速度信息。建立训练数据主要有以下 4 步:

1) 分别采集多组步行和跑步数据。对于每一类,先随机在该类的运动数据中选取 N 个采样点。根据成年人的正常步速 1.5 m/s, 1 s 时间基本可以包括完整地一步,因此提取每个采样点的前 1 s 时间(100 个采样点)内的三轴加速度和角速度数据作为 1 条训练数据输入量。如此,每一类的训练数据为有 N 个 6×100 的矩阵 \mathbf{X} , 表示为:

$$\mathbf{X} = \begin{pmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,100} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,100} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x_{6,1} & x_{6,2} & \cdots & x_{6,100} \end{pmatrix} \quad (6)$$

2) 坐标变换。将载体坐标系 (b) 下的加速度和角速度数据转到统一的导航坐标系 (n) 下。根据所用传感器的载体坐标系为东北地,并以东北天为导航坐标系确定坐标轴旋转顺序为 Z 轴、 Y 轴、 X 轴,旋转矩阵 \mathbf{C}_b^n 为:

$$\mathbf{C}_b^n = \begin{pmatrix} \cos\psi & -\sin\psi & 0 \\ \sin\psi & \cos\psi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \cos\theta & 0 & \sin\theta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\theta & 0 & \cos\theta \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\varphi & -\sin\varphi \\ 0 & \sin\varphi & \cos\varphi \end{pmatrix} \quad (7)$$

式中: ψ 、 θ 和 φ 分别为偏航角、俯仰角和横滚角。因此, b 系下的加速度 a_k^b 和角速度 ω_k^b 转换公式可以表示为:

$$\begin{cases} a_k^n = \mathbf{C}_b^n \cdot a_k^b \\ \omega_k^n = \mathbf{C}_b^n \cdot \omega_k^b \end{cases} \quad (8)$$

式中: a_k^n 和 ω_k^n 分别为 n 系下的加速度和角速度。

3) 对导航坐标系下的加速度和角速度数据进行 FFT 变换,并计算频率幅值。由于时域内的数据非时不变,不适用于 SVM 分类器。例如,人以一定速度行走时,步态可认为是周期性的,但在任何一个采样点的 6×100 矩阵与 0.1 s 之后的矩阵所表示的步态则会不同。虽然后者只是

前者的平移,但在 SVM 分类器中,它们会在输入空间中出现在完全不同的位置。正因为傅里叶变换仅改变相位,本算法对每一行数据单独进行 FFT,并采用 FFT 幅值作为最终的 SVM 输入数据。则输入数据此时为代表 FFT 频率幅值的 6×100 矩阵。

4) 数据降维。由于 SVM 最终输入数据需是向量形式,之前的 6×100 矩阵显然维数过大,故借鉴直方图降维的思想处理数据。将训练数据每 10 个相邻的 FFT 幅值相加,则每行的长度从 100 减为 10。此时, 6×100 矩阵变为以下 6×10 矩阵。

$$\bar{\mathbf{X}} = \begin{pmatrix} \bar{x}_{1,1} & \bar{x}_{1,2} & \cdots & \bar{x}_{1,10} \\ \bar{x}_{2,1} & \bar{x}_{2,2} & \cdots & \bar{x}_{2,10} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \bar{x}_{6,1} & \bar{x}_{6,2} & \cdots & \bar{x}_{6,10} \end{pmatrix} \quad (9)$$

最后将 6 行首尾相接合成一个含有 60 个元素的向量 \mathbf{Y} 。

$$\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_6] \quad (10)$$

$$y_k = [\bar{x}_{k,1}, \bar{x}_{k,2}, \dots, \bar{x}_{k,10}], (k = 1, 2, \dots, 10) \quad (11)$$

5 实验结果

测试者使用低精度的惯性测量单元 VN-100,并将其固定于脚尖位置进行数据采集。表 1 所示为 VN-100 中的三轴加速度计和三轴陀螺仪的性能指标。算法中用于坐标转换的姿态角也由 VN-100 提供,其中俯仰角和横滚角静态精度 0.5° ,航向角静态精度 2.0° 。

表 1 VN-100 中的各传感器技术指标

技术指标	加速度计	陀螺仪
量程	$\pm 16g$	$\pm 2000^\circ/s$
线性度	$< 0.5\%FS$	$< 0.1\%FS$
带宽	260Hz	256Hz
校准误差	$\pm 0.05^\circ$	$\pm 0.05^\circ$

测试所用数据采集频率为 100 Hz,数据传输波特率为 128 000 bps。测试者分别在跑步机上采集了 10 组行走和 10 组跑步数据作为 SVM 的训练数据。分类测试中,先将 2 类数据中的任意 8 组作为训练数据,测试剩下 2 组,成功率为 98.6%。再将跑步机采集的所有数据用于训练,测试数据是在室外跑道采集的 100 米行走或跑步数据,每组包含不同的运动速度,成功率为 98.1%。如图 4 所示,用高斯分布描述数据点出现在距离分割平面不同位置的概率,代表行走和跑步的两类高斯曲线较为独立,因此证明通过 SVM 训练可以建立合理的分割平面区分这 2 种步态。

实时性测试所用计算机的 CPU 为 Intel i5-3317U, 1.70 GHz,分类测试中平均每个点所用时间为 4.08 ms,可见算法满足实时要求。

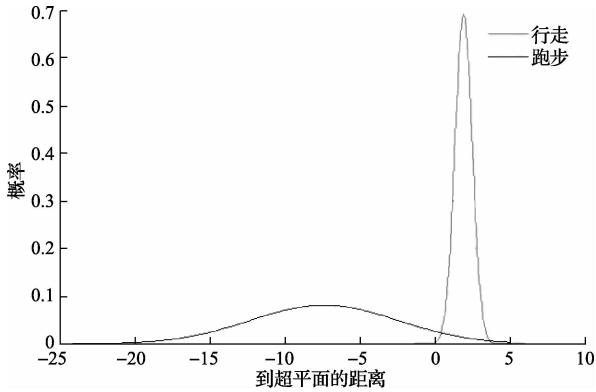


图 4 训练数据点到超平面距离的高斯分布曲线

6 结 论

描述了一种用于辅助 PINS 的行人步态实时分类方法。将由低精度的惯性测量单元采集而得的行人加速度和角速度作为原始数据,并对其进行采样、坐标系转换、FFT 变换和数据降维后建立 SVM 训练数据的输入量,对 SVM 进行训练。在测试中,对测试原始数据进行同样的数据处理后建立测试数据的输入量,利用训练好的 SVM 可将行人步态实时地分为行走和跑步 2 类,便于后续的定位算法中对 2 类步态应用不同的静止检测方法,大大提高了定位精度。

后续算法的改进方向为,通过改变训练的建立方法将个体步态信息融合在输入量内对 SVM 进行训练,用于行人的身份识别。或将后续定位算法中的行人运动速度与加速度和角速度数据直接关联,在 SVM 测试中实时输出速度数据,使整体行人惯性导航算法实现实时化。

参考文献

- [1] 刘松松,张辉,毛征,等. 基于 HRM 特征提取和 SVM 的目标检测方法[J]. 国外电子测量与技术, 2014, 33(10):38-41.
- [2] LECOMTE S, LENGELLÉ R, RICHARD C, et al. Abnormal events detection using unsupervised one-class svm-application to audio surveillance and evaluation [C]. Advanced Video and Signal-Based Surveillance (AVSS), 2011 8th IEEE International Conference on. IEEE, 2011: 124-129.
- [3] 秦斌,姜学想,周浩,等. 基于 SVM 的永磁直驱风电系统滑模变桨距控制[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(1):1-6.

- [4] Shilton A. Design and Training of Support Vector Machines[D]. Australia: Department of Electrical and Electronic Engineering, University of Melbourne, 2006.
- [5] 魏星. 基于 SVM 的山体滑坡灾害图像识别方法[J]. 电子测量技术, 2013, 36(8):65-70.
- [6] 马晓龙,潘献飞,胡小平,等. 基于 MIMU 的适应多步态的步行导航算法[J]. 导航与控制, 2014, 13(2): 1-8.
- [7] 汪少初,刘昱,郝文飞,等. 基于惯性传感器的人员行进行动识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2014, 28(6):1-6.
- [8] MANNINI A, SABATINI A M. Gait phase detection and discrimination between walking-jogging activities using hidden Markov models applied to foot motion data from a gyroscope [J]. Gait Posture, 2012, 36(4):657-661.
- [9] BANCROFT J B, GERARD L. Performance of pedestrian navigation systems as a function of sensor location [C]. NATO SET-168 Symposium Navigation Sensors and Systems in GNSS Denied Environments. Izmir, Turkey, 2012: 1-10.
- [10] DAVIDSON P, TAKALA J. Algorithm for pedestrian navigation combining IMU measurements and gait models [J]. Gyroscopy and Navigation, 2013, 4(2): 79-84.
- [11] PANG H, XU Z, FENG H, et al. Novel linear search for support vector machine parameter selection [J]. Journal of Zhejiang University SCIENCE C, 2011, 12(11): 885-896.
- [12] ZHANG C H, TIAN Y J, DENG N Y. The new interpretation of support vector machines on statistical learning theory [J]. Science in China Series A: Mathematics, 2010, 53(1): 151-164.

作者简介

吴哲君, 1990 年出生, 工学硕士。主要研究方向为惯性导航与步态分析。

E-mail: wzj0821@sjtu.edu.cn

赵忠华 1971 年出生, 博士, 副教授, 硕士生导师。主要研究方向为惯性技术及导航设备, 组合导航系统。

E-mail: zhaozh@sjtu.edu.cn