

DOI: 10.11830/ISSN.1000-5013.202108023



利用少量体压传感器和支持向量机算法 的坐姿识别方法

黄文权¹, 王婉华², 陈冰莹¹

(1. 华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361021;

2. 厦门大学附属第一医院, 福建 厦门 361021)

摘要: 针对传统坐姿识别系统中传感器数量多和系统较复杂导致成本过高等问题,设计一种基于少量体压传感器和支持向量机(SVM)算法的坐姿识别方法. 首先,设计一种由少量薄膜压力传感器构成的体压传感阵列,将其置于坐垫内部;然后,利用该传感阵列采集不同坐姿的体压数据,并绘制相应的体压分布等高线图;最后,以体压数据作为特征向量,结合支持向量机算法建模,以实现坐姿分类自动识别. 测试结果表明:少量体压传感器也能获取不同坐姿的体压分布特征;SVM 坐姿分类模型在熟悉样本下的坐姿识别准确率达 98.3%,在陌生样本下的坐姿识别准确率达 92.5%.

关键词: 坐姿识别; 薄膜压力传感器; 体压分布; 等高线图; 支持向量机

中图分类号: TP 391.41; TP 212.9 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-5013(2022)02-0168-08

Sitting Posture Recognition Method Using Small Number of Pressure Sensors and Support Vector Machine Algorithm

HUANG Wenquan¹, WANG Wanhua², CHEN Bingying¹

(1. College of Information Science and Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361021, China;

2. The First Affiliated Hospital of Xiamen University, Xiamen 361021, China)

Abstract: In view of the high cost of the sitting posture recognition system due to the large number of sensors and complex system, a sitting posture recognition method based on a small number of body pressure sensors and support vector machine (SVM) algorithm is designed. Firstly, a body pressure sensor array based on a small number of thin film pressure sensors is designed, which is placed in the cushion. Then, the sensor array is used to collect the body pressure data of different sitting posture, and the corresponding contour maps of body pressure distribution are drawn. Finally, taking the body pressure data as the feature vector, the support vector machine model is combined to realize the automatic recognition of sitting posture. The test results show that a small number of body pressure sensors can also obtain the characteristics of body pressure distribution in different sitting positions. The accuracy of sitting posture recognition of SVM sitting posture classification model is 98.3% in familiar samples and 92.5% in unfamiliar samples.

Keywords: sitting posture recognition; thin film pressure sensor; body pressure distribution; contour map; support vector machine

人的一生中许多时间处于坐姿状态,若长期处于不良坐姿可能会导致压疮和腰椎疾病,如脊柱损伤、腰椎间盘突出等^[1-2]. 如果能用机器识别坐姿状态,就可以帮助人们保持正确坐姿,预防由坐姿不当

收稿日期: 2021-08-21

通信作者: 黄文权(1981-),男,讲师,主要从事建筑电气、设备故障诊断的研究. E-mail: peter81015@hqu.edu.cn.

产生的疾病。坐姿识别还可用于工业领域,如交通工具座椅的设计和安全气囊弹出时间的控制等^[3-5]。

国内外相关研究表明,人体臀部的压力大小及分布特征与坐姿有着密切的联系。Kamiya 等^[6]利用压力分布测试的方法区分出人体的 9 种坐姿习惯,在熟悉测试集下的坐姿识别准确率达 98.9%,在陌生测试集下的坐姿识别准确率达 93.9%。Tan 等^[7]在椅面和椅背安装压力分布传感器,将实时捕获体压信息映射到三维特征姿势空间,在熟悉测试集和陌生测试集下的坐姿识别准确度分别为 96%和 79%。高振海等^[8]依靠椅背和椅面压力分布传感器获得乘员在不同坐姿下的体压分布信息,从而进行坐姿识别,用于控制碰撞发生时安全气囊的起爆时间和充气强度以减少二次伤害。吴闻宇^[9]采用 Tekscan 压力测量系统对高铁座椅的坐垫进行静态坐压测试实验,分析坐垫的坐压分布热区和压力值的分布情况,从而提高座椅的工程化设计效率,改良座椅的综合舒适度。

以往体压分布与坐姿识别研究通常采用 Tekscan 或 Xsensor 压力测量系统,这两种系统虽然具备准确、易用和稳定等特点,但也因传感器数量多、数据处理量大、系统较复杂、成本过高等缺点,难以大规模生产。因此,本文利用少量传感器搭建一套体压分布测试系统,获取不同坐姿下体压分布特征,结合支持向量机(SVM)算法进行坐姿识别建模,研究利用少量体压传感器进行静态坐姿识别的可行性。

1 测试环境

1.1 体压分布传感阵列的搭建

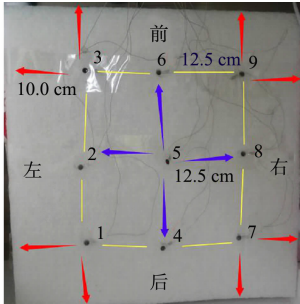
根据奈奎斯特采样原理,少量体压传感器获得的体压分布数据会丢失较多细节信息,但只要能够保留坐姿特征信息就可以满足坐姿识别的需要。人体在某个坐姿下体压分布图存在与坐骨结节相应的 2 个极值点^[10-11]。而确定椅面上的一个极值点,至少需要极值点及其附近 4 个方向的数据点。结合经济性,优先采用 9 个薄膜传感器组成传感器阵列的设计方案。

Tekscan 压力测量系统用于座椅压力分布研究,其传感器阵列具有 4 000 个以上感应点,分辨率为每平方厘米 1 个感应点^[12]。文献[11,13-14]的测量数据表明,在座椅压力分布测试中,人体对座椅的压力约为几至几十千帕,假设取 5~20 kPa,换算力与压强的关系,得出体压值约为 50~200 g。因此,选用量程为 500 g 的 DF9-16 型柔性薄膜压力传感器(江苏省苏州能斯达电子科技有限公司)。最后,将 9 个 DF9-16 型柔性薄膜压力传感器内置于坐垫中组成传感器阵列,以获取体压分布数据。不同传感器阵列参数对比,如表 1 所示。

表 1 不同传感器阵列参数对比
Tab.1 Comparison of different sensor array parameters

传感阵列	总数量	每行/列数量	分布间距/cm	传感器量程/kPa
Tekscan 传感阵列	4 096	64/64	1.0	0~175 000 ^[12]
文中的传感阵列	9	3/3	12.5	0~50

人体解剖医学中人体坐骨结节间径(TO)正常值为 9 cm。单支撑点坐姿的压力中心点位置距离范围为 8.73~15.58 cm^[9,12]。据此选用边长为 45 cm 的方形坐垫,内部是聚酯纤维海绵垫,外部配可拆洗布套。坐垫内部传感器安装示意图和体压分布测试系统实物,如图 1 所示。



(a) 坐垫内部传感器安装示意图 (b) 体压分布测试系统实物
图 1 坐垫内部传感器安装示意图和体压分布测试系统实物

9 个传感器按 3 行 3 列(图 1(a))固定在海绵垫上,传感器间隔 12.5 cm,外围传感器距坐垫四周各留 10.0 cm. 记下各传感器的模数转换(AD)采样通道,进行数字编号并连接好电路线缆,套上坐垫布套以保护传感器及其连接电路. 以往研究表明,软体座椅面在随着人体质量变形的过程中能更好地保持坐垫与臀部的贴合^[15-16],更好地获得不同坐姿下人体臀部区域的体压分布数据. 因此,测试座椅选择可升降办公椅,网布椅面上放置传感器坐垫(图 1(b)),参测人员可自行调节座椅至舒适高度,使腿部、肘部处于放松状态.

测试时将安装有传感器阵列的软坐垫置于椅面之上,串口转 USB 线缆连接至计算机后,等待参测人员入座. 参测人员入座调整好坐姿并保持静止状态,操作人员操作计算机记录体压数据,标注好相应坐姿标签并保存,以便后续进行数据处理.

1.2 选取测试样本

为兼顾样本的广泛性与代表性,考虑参测人员的性别、年龄、身高、体质量等因素,尽量覆盖男、女、老、幼各个群体. 从样本中选取的 4 个典型人员样本的体征参数,如表 2 所示.

表 2 4 个典型人员样本的体征参数

Tab. 2 Physical parameters of four typical personnel samples

样本编号	性别	年龄/岁	身高/cm	体质量/kg	臀宽/cm
1	男	41	173	66	34
2	女	65	159	52	31
3	女	34	161	47	35
4	男	5	107	15	20

参测人员应尽量居中坐下,让身体轴线与传感器阵列所在轴线尽量一致,采集体压数据时保持某个静态坐姿,但允许小范围的肢体活动. 选取日常工作生活中 4 个典型的坐姿样本,分别是正常坐姿、二郎腿坐姿、前倾坐姿和单边坐坐姿,如图 2 所示. 4 种坐姿的坐姿细节,如表 3 所示.



图 2 4 种坐姿样本示意图

Fig. 2 Schematic diagram of four kinds of sitting posture samples

表 3 4 种坐姿的坐姿细节

Tab. 3 Sitting posture details of four kinds of sitting postures

坐姿种类	坐姿细节
正常	典型的工作坐姿之一,上身尽量垂直,两脚与肩同宽,双手放松,可置于桌上或轻放于腿上,不靠椅背或轻靠椅背
二郎腿	不良坐姿之一,放松状态上身基本垂直或轻靠椅背,某脚交叉叠放于另一只脚上,双手放松轻放于扶手或腿上
前倾	工作坐姿或社交倾听坐姿之一,上身前倾,两脚与肩同宽,双手轻放于腿上或桌上,注意力集中
单边坐	不良坐姿之一,身体质量集中在半边臀部,双手轻放于桌上或扶手,脊柱弯曲明显且偏离身体中轴线

2 实例数据分析

2.1 体压分布等高线图的绘制

薄膜压力传感器是一种电阻式传感器,其输出电阻随着施加在传感器表面压力的增大而减小,输出电阻大小与 AD 采样数值成正比. 因此,传感器压力值与 AD 采样数值存在特定的映射关系,文中以 AD 采样数值代替压力值生成体压分布等高线图. 9 个传感器的体压数据组成一个 3×3 的数值矩阵. 利用

线性插值法填充并扩展为 7×7 的数值矩阵,再绘制体压等高线图。数值矩阵插值扩展有以下 5 个步骤。

- 1) 将 7×7 矩阵边缘行、列值设为 1 023,即假设边缘是未受外界压力的阻值最大状态。
- 2) 将行 2,4,6,列 2,4,6 交叉位置对应原来 3×3 矩阵对应的数值,即第 2 行第 2 列填入 C0,第 4 行第 2 列填入 C1,第 6 行第 2 列填入 C2,其余项如图 3 所示。
- 3) 将行 2,4,6 和列 2,4,6 间的空白单元格按照相邻单元格线性插值,填入数值。
- 4) 将 7×7 矩阵中剩余空白单元格按照相邻单元格线性插值,填入数值。
- 5) 从 7×7 体压数值矩阵生成体压分布等高线图。

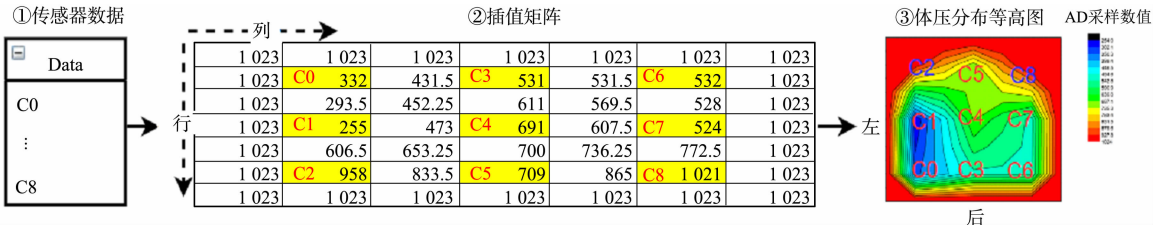


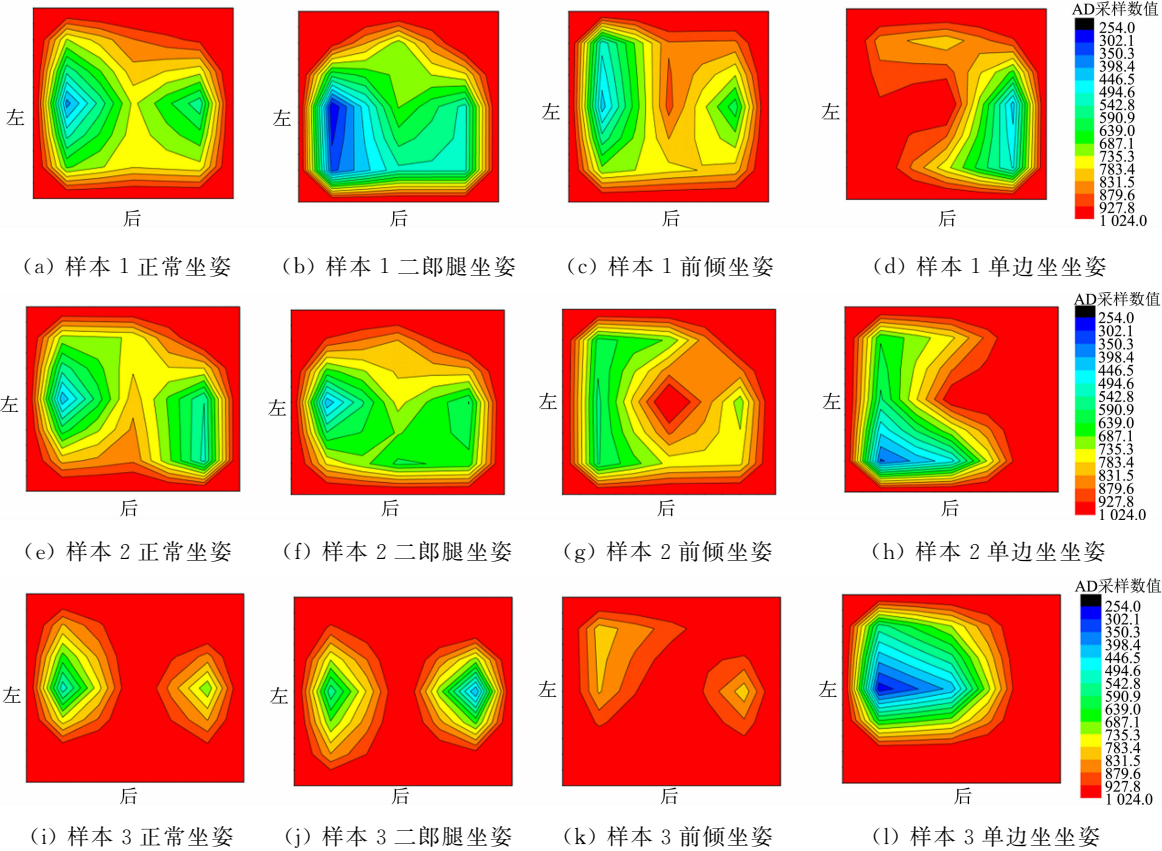
图 3 数据处理流程图
Fig. 3 Data processing flow chart

需注意的是,插值矩阵的行列是从左上角开始计数,而体压分布的等高线图坐标原点在左下角,因此,传感器 C0,C3,C6 的位置与传感器 C2,C5,C8 的位置要相互交换。最终获得体压分布等高线图的关键点位的数据位置与图 1(a)中的传感器位置保持一致。

2.2 体压分布等高线图分析

选取表 2 的 4 个参测人员样本的体压数据,按节 2.1 的数据处理流程进行插值,绘制体压分布等高线图,结果如图 4 所示。

2.2.1 同一参测人员不同坐姿的体压分布 前 3 个样本的体压分布图均来自成年人。正常坐姿时,体压分布存在 2 个极值点,压力分布向周围逐渐降低。二郎腿坐姿时,因一支脚交叉叠加于另一脚膝盖上,体压分布发生明显变化,以样本 1 为例,其左半部分的体压数值比正常坐姿更大,体压数值对应区域的



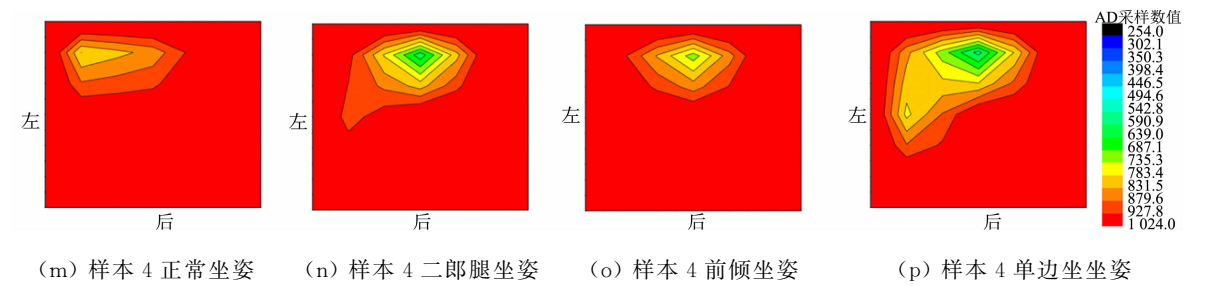


图 4 参测人员在 4 种坐姿下的体压分布等高线图

Fig. 4 Contour maps of body pressure distribution of participants under four sitting postures

颜色更深,范围更大,右半部分体压数值减小,颜色变浅.前倾坐姿时,身体重心前移,导致传感器 C2,C8 压力增大,坐骨结节附近的体压分布图说明重心略朝身体前方移动.单边坐坐姿时,仅半边臀部与座椅紧密接触,故呈现单极值点,单边体压数值比正常坐姿更大.

与成人的体压分布图相比,样本 4 儿童的体压分布图仅存在单个极值点.原因是儿童臀宽仅约 20 cm,其坐姿的压力中心点位置距离小于相邻传感器间距 12.5 cm.薄膜传感器数量有限导致所获得的体压分布图分辨率不足,仅能测量到 1 个体压分布极值点.此外,儿童体压分布主要集中在椅面前半部分,这是由儿童身高低、坐深小造成的.因此,如果要获得儿童正确的体压分布等高线图,需要增加传感器的数量以提高体压分布图的原始分辨率.

成年人除单边坐坐姿外,臀部体压分布图均有 2 个极值与坐骨结节支撑点对应.不同坐姿时重心的变化也较为明显,如二郎腿坐姿时上身重心会略微后移,而前倾坐姿时重心会前移.由此可知,同一参测人员不同坐姿的体压分布与生理体征基本相符.

2.2.2 不同性别参测人员的体压分布 样本 3 是青年女性,与样本 1 青年男性的体压分布等高线图相比,青年女性的体压分布等高线图存在以坐骨支撑点为中心的 2 个极值分布的特征没有变,前倾坐姿与二郎腿坐姿因身体重心变化导致的体压分布差异与青年男性类似.

此外,前 3 种坐姿条件下,青年女性所测量的体压数值明显小于青年男性的体压数值.这是因为参测女性的体质量较男性轻,另外女性的生理原因使得在相同坐姿下青年女性与座椅的接触面积会比青年男性更大^[9],即相同体质量条件下,体压数值与接触面积成反比.

2.2.3 不同年龄参测人员的体压分布 样本 2 和样本 3 分别是老年女性与青年女性,身高和体质量相近,她们的体压分布图存在一些差异.由图 4 可知:相比样本 3,样本 2 更接近样本 1 青年男性的体压分布,体压分布等高线图的特征也与青年男性更相近.

在相同体质量情况下,青年女性臀部比中老年女性臀部的脂肪更多,与座椅接触面积更大,所以在相同坐姿条件下,体压数值普遍略低于中老年女性的体压数值,符合相近体质量、相同性别但不同年龄的生理特征.

因此,尽管传感器数量有限,得到的体压分布图无法精确体现参测人员的臀宽和坐深等体征数值,但从体压分布等高线图的分析与对比结果可知,少量体压传感器能较好地还原不同人群在不同坐姿条件下的体压分布特征.青年男性与青年女性之间、不同年龄的女性之间的体压分布等高线图存在的差异与参测人员的体质量、年龄等体征差异相符合.除儿童样本 4 外,同一参测人员不同坐姿的体压分布图能够较清晰地体现坐姿不同引起的体压数值变化与分布特征,尤其是重心变化.

综上所述,体压分布等高线图的分析 and 对比结果初步说明利用少量薄膜压力传感器构成的传感器阵列能够采集相应位置的体压数据,数据处理后获得体压分布等高线图能反应相应坐姿特征如重心变化等,为后期静态坐姿识别建模提供了数据基础.

3 坐姿识别建模与分析

3.1 支持向量机分类理论

支持向量机是前苏联科学家 Vapnik 在统计学习理论的 VC 维理论和结构风险最小化原理的基础上发展而来的一种机器学习方法^[17].它在学习训练过程中将分类问题转化成二次规划问题,避免了局

部最优解,在解决小样本、高维度及非线性的分类问题中获得了广泛应用.

样本集合为 $D=\{(x_i,y_i)|i=1,2,\cdots,n\}$, $y_i\in\{+1,-1\}$, 其中, $+1$ 和 -1 为样本类别标志. 假设存在超平面 $H:\omega\cdot x+b=0$ 使得 D 中的两类数据被正确区分开, 其中, ω 为最优分类面的法向量, b 为偏置项. 非线性 SVM 的优化问题可表示为

$$\left. \begin{aligned} \min \varphi(\omega,b,\epsilon_i) &= \frac{1}{2}\|\omega\|^2 + c\sum_{i=1}^M\epsilon_i, \\ \text{s. t. } y_i(\omega\cdot\varphi(x_i)+b) &\geq 1-\epsilon_i, \\ \epsilon_i &\geq 0, \quad i=1,2,\cdots,n. \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式(1)中: ϵ_i 为松弛因子, 引入松弛因子使得训练时允许少量错误样本存在; c 为惩罚参数, 用于表示对错分样本的惩罚程度.

将上述问题转化为对偶问题, 求解可得到最优分类函数为

$$f(x)=\operatorname{sgn}\left(\sum_{i=1}^ny_i\alpha_iK(x_i,x_j)+b\right). \quad (2)$$

式(2)中: $K(x_i,x_j)$ 为核函数; α_i 为拉格朗日乘子.

通过不同的核函数将有限样本变换到高维空间, 构造不同类型的非线性学习机, 其中, 高斯核函数 RBF 在各种数据建模场合具有较好的分类适应能力和分类精度. 定义 $\alpha_i=c$ 时的对应输入样本为支持向量, 其集合为 S , 其他输入样本集合为 U . 偏置项 b 的计算式为

$$b=\frac{1}{|U|}\sum_{j\in U}\left[y_i-\sum_{i\in S}\alpha_iy_iK(x_i,x_j)\right]. \quad (3)$$

3.2 支持向量机的多分类方法

SVM 算法最初是为二值分类问题设计的, 当处理多类问题时, 就需要通过组合多个二分类器来实现多分类器的构造, 常见的方法有一对一法(one-versus-one)和一对多法(one-versus-rest). 一对多法是应用较广泛的方法, 训练时依次把某个类别的样本归为一类, 其他剩余的样本归为另一类, 这样 k 个类别的样本就构造出了 k 个 SVM. 分类时, 将未知样本分类为具有最大分类函数值的那类.

将不同坐姿体压数据样本进行数据标准化处理, 假设样本数据为 i 个 n 维向量 $\mathbf{X}_i=[x_{i,1},x_{i,2},\cdots,x_{i,n}]$, 数据标准化处理的公式为

$$z_{i,n}=\frac{x_{i,n}-\mu_n}{\sigma_n}. \quad (4)$$

式(4)中: μ_n 为所有样本第 n 维数值的平均值, $\mu_n=\frac{x_{1,n}+x_{2,n}+\cdots+x_{i,n}}{i}$; σ_n 为所有样本第 n 维数值的标准差, 其表达式为

$$\sigma_n=\sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^n(x_{i,n}-\mu_n)^2}. \quad (5)$$

式(5)中: N 为训练样本数量.

将标准化后的数据样本分为测试样本和训练样本, 训练样本再分为几个训练子集交叉验证进行模型训练和参数寻优. 利用体压分布数据的 SVM 坐姿识别建模流程图, 如图 5 所示.

3.3 SVM 建模与分类验证

由于体压分布等高线图依靠人工分析进行坐姿识别的效率较低, 拟用 SVM 算法对体压分布数据进行坐姿识别建模, 以提高坐姿识别效率, 同时证明少量传感器的体压数据中包含了坐姿特征信息.

建模的数据集共 600 组, 样本来自 10 个成年人的 4 种坐姿体压数据. 其中, 青年男、女各 3 人, 老年

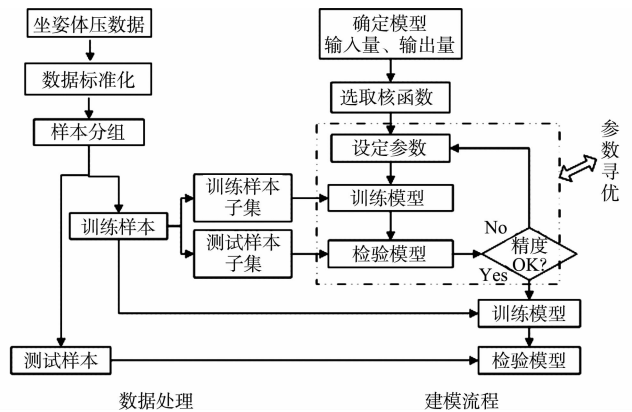


图 5 利用体压分布数据的 SVM 坐姿识别建模流程图

Fig. 5 Flow chart of SVM sitting posture recognition modeling using body pressure distribution data

男性 2 人,老年女性 2 人,每个成人提取每种坐姿样本 15 个. 选定样本集的坐姿类别标签为 0,1,2,3, 分别表示正坐、前倾、单边坐、二郎腿.

样本数据经标准化处理后作为特征向量,随机选取其中 420 组作为训练样本,剩余 180 组作为测试样本. 420 组测试样本再分成子集进行模型训练和参数寻优,利用 5 折交叉验证方法进行 SVM 模型训练. 坐姿识别模型的预测结果,如表 4 所示. 表 4 中: η 为坐姿识别准确率.

表 4 坐姿识别模型的预测结果
Tab. 4 Prediction results of sitting posture recognition model

样本	坐姿种类	预测结果				$\eta/\%$
		正坐	前倾	单边坐	二郎腿	
训练样本	正坐	94	0	0	0	98.1
	前倾	0	102	0	0	
	单边坐	6	0	109	0	
	二郎腿	2	0	0	107	
测试样本	正坐	45	0	0	0	98.3
	前倾	0	48	0	0	
	单边坐	2	0	41	0	
	二郎腿	1	0	0	43	
陌生样本	正坐	17	3	0	0	92.5
	前倾	0	17	0	0	
	单边坐	1	0	20	0	
	二郎腿	2	0	0	20	

选取径向基 RBF 函数作为核函数,采样网格搜索算法参数寻优,得到训练集的模型学习曲线,如图 6 所示. 最终模型的坐姿识别准确率为 98.1%,其最优参数分别为核函数系数 $\gamma=0.01$, 惩罚参数 $c=3.556\ 48$.

由表 4 可知:使用 420 组训练样本对最优参数的支持向量机模型进行测试,其坐姿识别准确率为 98.1%;使用 180 组测试样本集对最优参数的支持向量机模型进行测试,其坐姿识别准确率为 98.3%,其中有 2 个单边坐坐姿和 1 个二郎腿坐姿误判为正常坐姿;重新采集 2 个陌生成年人的 4 种坐姿体压分布数据进行坐姿识别,其坐姿识别准确率为 92.5%.

而采用儿童样本的体压分布数据进行坐姿识别测试,其识别准确率仅为 22.5%. 这是因为儿童的体压分布数据未包含足够的坐姿特征信息,难以完成坐姿识别,这与体压分布等高线图的分析结果一致. 由此可见,用 SVM 算法对成年人进行坐姿识别建模,模型的坐姿识别准确度较高且泛化能力较好.

综上所述,采用 SVM 算法对体压分布数据样本进行建模和参数寻优,所得模型能够较准确地识别不同的静态坐姿,且泛化能力较好. 坐姿识别建模结果与体压分布等高线图的分析结果基本一致,说明利用少量体压传感器进行体压分布检测和坐姿识别是可行的,达到了预期设计的目标.

4 结论

采用少量体压传感器和支持向量机的坐姿识别方法,克服了传统方法中传感器数量多、数据处理量较大、系统复杂和成本高等缺点,得到的体压分布等高线图虽然分辨率有限,但保留了不同坐姿的体压分布特征. 将体压数据标准化处理后作为特征向量,结合 SVM 分类算法进行坐姿识别建模,所得模型具有较高的识别准确度和较好的泛化能力,验证了利用少量体压传感器进行坐姿识别的可行性和实用性,同时得到以下 3 点主要结论.

1) 利用少量体压传感器构建低成本体压分布检测阵列应注意选取合适参数的传感器和合理的传

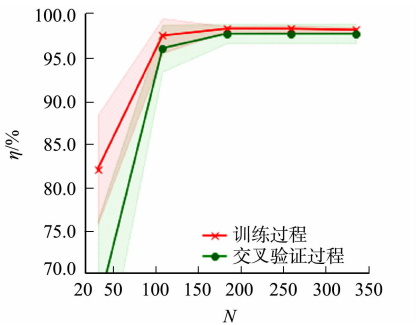


图 6 训练集的模型学习曲线
Fig. 6 Model learning curves of training set

传感器布置方案。

2) 少量传感器的体压分布等高线图分辨率有限,丢失了臀宽、坐深等细节数值,但保留了体压中心点、坐姿重心等分布特征。数据分析表明,这些特征与参测人员的性别、年龄、坐姿种类和生理体征相关。

3) 用支持向量机算法对体压数据进行坐姿分类建模,参数寻优后所得模型对测试样本的坐姿识别准确率为98.3%,对陌生样本的坐姿识别准确率为92.5%,说明利用少量体压传感器进行坐姿识别是可行的。

参考文献:

- [1] AISSAOUI R, LACOSTE M, DANSEREAU J. Analysis of sliding and pressure distribution during a repositioning of persons in a simulator chair[J]. *IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering*, 2001, 9(2): 215-224. DOI:10.1109/7333.928581.
- [2] PARK M O, LEE S H. Effects of seating education and cushion management for adaptive sitting posture in spinal cord injury: Two case reports[J]. *Medicine*, 2019, 98(4): e14231. DOI:10.1097/MD.00000000000014231.
- [3] 葛如海, 蓝善斌, 陈晓东, 等. 安全气囊对离位乘员损伤影响的仿真研究[J]. *汽车工程*, 2007, 29(9): 766-770. DOI: 10.3321/j.issn:1000-680x.2007.09.007.
- [4] ANDREONI G, SANTAMBROGIO G C, RABUFFETTI M, *et al.* Method for the analysis of posture and interface pressure of car drivers[J]. *Applied Ergonomics*, 2002, 33(6): 511-522. DOI:10.1016/S0003-6870(02)00069-8.
- [5] GEFEN A, GEFEN N, LINDER-GANZ E, *et al.* *In vivo* muscle stiffening under bone compression promotes deep pressure sores[J]. *Journal of Biomechanical Engineering*, 2005, 127(3): 512-524. DOI:10.1115/1.1894386.
- [6] KAMIYA K, KUDO M, NONAKA H, *et al.* Sitting posture analysis by pressure sensors[C]// *International Conference on Pattern Recognition*. Tampa: IEEE Press, 2008: 10458190. DOI:10.1109/ICPR.2008.4761863.
- [7] TAN H Z, SLIVOVSKY L A, PENTLAND A. A sensing chair using pressure distribution sensors[J]. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 2001, 6(3): 261-268. DOI:10.1109/3516.951364.
- [8] 高振海, 肖振华, 李红建. 基于体压分布检测和支持矢量机分类的汽车乘员坐姿识别[J]. *机械工程学报*, 2009, 45(7): 216-220. DOI:10.3901/JME.2009.07.216.
- [9] 吴闻宇. 高速列车座椅特征提取与全局舒适度研究[D]. 南京: 东南大学, 2015.
- [10] GUTIERREZ E M, ALM M, HULTLING C, *et al.* Measuring seating pressure, area, and asymmetry in persons with spinal cord injury[J]. *European Spine Journal*, 2004, 13(4): 374-379. DOI:10.1007/s00586-003-0635-7.
- [11] 白世琪. 基于人体工学的坐垫压力分布研究[D]. 杭州: 浙江理工大学, 2013.
- [12] 兰民国. Tekscan 压力分布测量系统[J]. *测控技术*, 2002, 21(4): 8-9, 17. DOI:10.3969/j.issn.1000-8829.2002.04.003.
- [13] 奚广生. 座椅接触面压力场分布与坐姿识别的研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨理工大学, 2016.
- [14] 周钰. 基于机器学习的坐姿监测系统的设计与实现[D]. 杭州: 浙江大学, 2018.
- [15] 赫彦茹. 硬质椅面形状对人体舒适性影响的研究[D]. 南京: 南京林业大学, 2011.
- [16] 程冬艳. 基于体压分布数据的硬质座椅设计[D]. 杭州: 浙江大学, 2011.
- [17] CHAPELLE O, VAPNIK V, BOUSQUET O, *et al.* Choosing multiple parameters for support vector machines[J]. *Machine Learning*, 2002, 46: 131-159.

(责任编辑: 黄晓楠 英文审校: 吴逢铁)