

# 2022 广东省电子设计竞赛

## 设计报告

### 可穿戴腰姿健康监测系统

#### Wearable waist posture health monitoring system

**摘要：**本项目研制了一套腰姿健康监测系统，适用于监测日常学习工作或活动时的腰姿健康状况。系统适用人群广泛，包括青少年、上班族等。系统采用 STM32 控制符合人体工学、内嵌柔性压力传感器的可穿戴式背心收集腰部数据，然后通过蓝牙将数据传给手机 APP。服务器对来自手机的数据并执行支持向量机训练与识别计算。APP 依据返回数据进行腰姿健康记录、可视化和提醒反馈。实验测试表明，系统能够识别出 6 种坐立状况下的腰姿，识别精度能够达到 99%。

**关键词：** 腰姿；健康监测；柔性压力传感器；支持向量机；APP；

**Abstract:** This project has developed a monitoring

system for waist posture health, which is suitable for monitoring the waist posture health status during daily study, work and activity. The system is suitable for a wide range of people, including teenagers, office workers, etc. The system uses STM32 to control an ergonomic wearable vest with embedded flexible pressure sensors to collect waist data, and then transmits the data to the mobile APP by Bluetooth. The server perform support vector machine training and recognized computing after it receives the data from the mobile phone. The APP carry out waist posture health record, visualization and reminder feedback based on the returned data. Experimental tests show that the system can recognize 6 kind of waist postures and the recognized accuracy can reach 99%.

**Key words:** waist posture; health monitoring; flexible pressure sensor; support vector machine; APP;

## 目 录

引言 .....	4
1.1 项目背景 .....	4
1.2 项目目标 .....	4
概要设计方案 .....	5
2.1 系统方案 .....	5
2.2 系统实现原理 .....	5
系统硬件设计 .....	7
3.1 下位机模块: .....	7
3.2 外观设计: .....	11
SVM 算法与软件 app .....	12
4.1 SVM 算法 .....	12
4.2 软件 APP .....	15
测试结果报告 .....	20
5.1 测试方法 .....	20
5.2 技术指标和测试报告 .....	20
项目总结与展望 .....	25
附录 I .....	26

# 引言

## 1.1 项目背景

在长时间的工作与日常生活中，难免会出现各种不健康的腰姿。不良腰姿对健康的影响具有非察觉，渐进式的特点。工作、站立与行走时的不自觉弓背等不良腰姿习惯，都会带来极大的腰部疾病，轻则腰肌劳损，重则腰部变形，压迫神经。长久下去，这对青少年的骨架发育发生严重影响，对工作人员的肌肉造成劳损、关节骨质、骨块发生变形增生以及压迫神经。

对用户监测腰姿，做出必要的提醒，形成一个腰姿健康统计决策评估，可以促使用户养成一个正确工作学习的腰姿，从本质上预防甚至解决多种与腰姿不当相关的疾病问题。

目前市场上大多数用于纠正坐姿相关的产品并未与智能算法相结合，仍然是传统的固定装置且不能进行个性化定制，不同年龄、体型的用户只能共用同一套工业生产的产品模板、产品舒适度较差，长时间的穿戴会让腰椎产生疲劳感，用户体验不佳。且不能远程通过智能算法及相关配套使用 APP 获取用户腰姿相关数据，无法直观看出用户错误的坐姿及纠正情况。

本项目针对以上问题提出的可穿戴腰姿健康监测系统。

## 1.2 项目目标

可穿戴腰姿健康监测系统搭载于符合人体工学的可穿戴式背心，背心整体柔软具有弹性，通过压力传感器采集用户腰姿相关数据并传输至单片机进行处理，装置搭载的蓝牙数据传输功能将处理后的数据发送至手机端，在手机端进行数据存储，通过统计学习算法得出目前的腰姿情况，通过手机软件提醒用户保持正常姿态或发送信息提醒用户纠正目前姿态，避免长时间错误的坐姿导致脊椎产生不可逆病变。对与久坐相关的腰部疾病问题，从预防途径上解决该类问题多发难治的现状提供了可靠的监测设备系统。除此之外，用互联网+人工智能等技术手段对康复行业进行改革创新，让科技为康复医疗做出贡献，提升行业竞争力。

## 概要设计方案

### 2.1 系统方案

可穿戴腰姿势健康监测系统架构如图 1 下图，下位机包括织物紧身舒适背心、压力传感器群、姿态传感器、STM32 控制器、OLED 显示器（测试用）以及蓝牙模块；智能手机作为交互平台，远程服务器用来存储采集数据与训练计算。整个系统方案如图 2-1 所示。

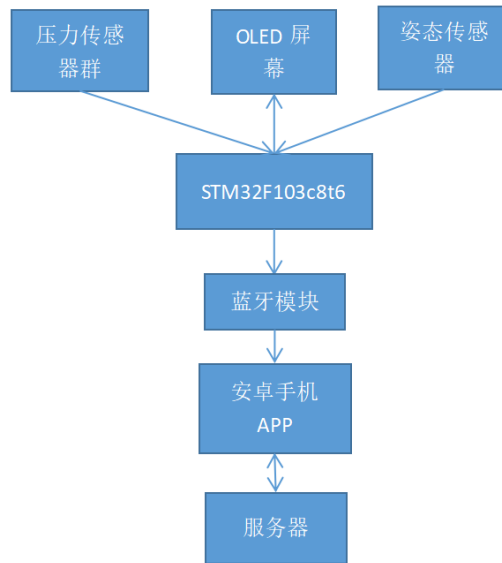


图 2-1 可穿戴腰姿势健康监测系统图

### 2.2 系统实现原理

系统的工作原理示意框图如图 2-2 所示。

## 可穿戴腰姿健康监测系统

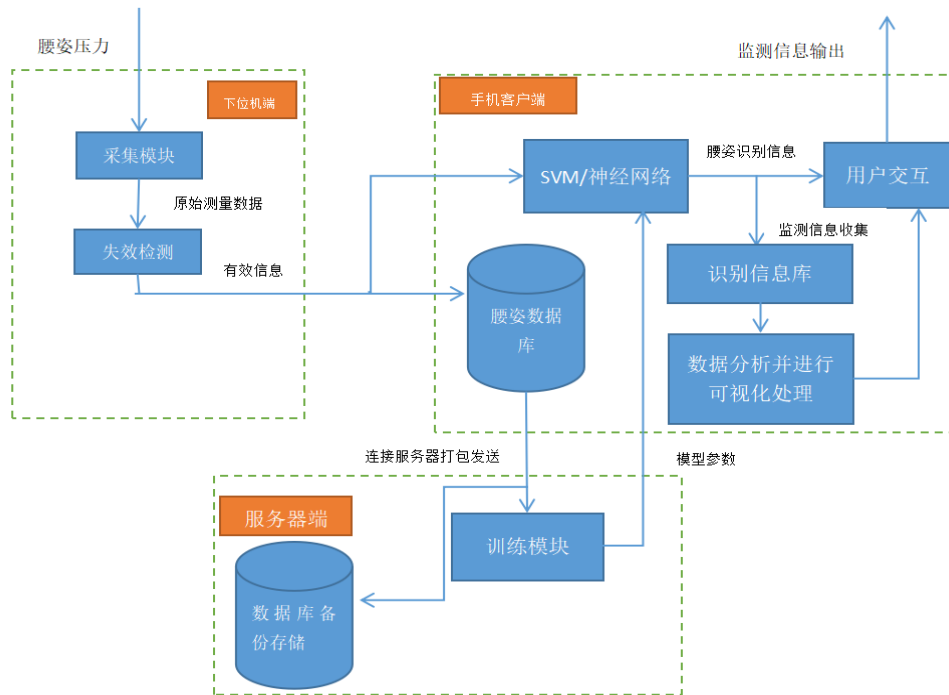


图 2-2 工作原理示意框图

## 系统硬件设计

### 3.1 下位机模块：

#### （1）织物紧身舒适背心

背心作为整个产品的主体，他的柔韧性，延展性，轻便性等都十分符合我们产品的设计理念，不会给使用者带来任何的不便，而且能随着腰部的姿态进行变化，穿着方式也十分方便。



图 3-1 织物紧身舒适背心

#### （2）压力传感器阵列

压力传感器选择的是 40mm\*40mm 电阻式薄膜压力传感器，材料采用柔性 FSR，在选材上相对于其他的压力传感器\在数据的反馈和柔韧性上性价比较高，采集的数据偏线性，让判断的准确性更加高，如图 3-2 所示。用秤砣来测试，测试数据与理想数据进行绘图，如图 3-3 所示。



图 3-2 电阻式薄膜压力传感器

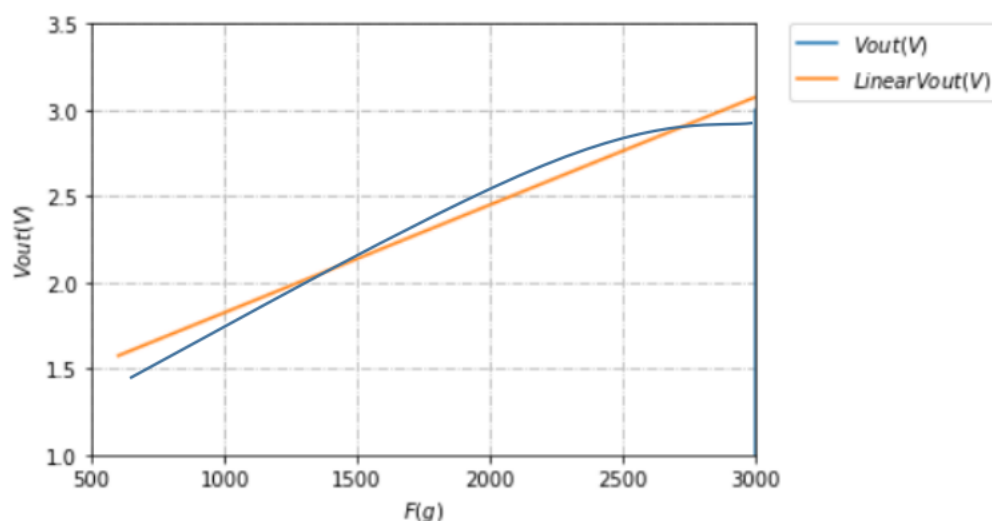


图 3-3 datasheet 引出压力传感器线性情况

### (3) 姿态传感器与 OLED 模块

姿态传感器采用的是 mpu6050，实时采集到姿态在三维空间中的变化程度，从而对姿态进行判断，其中能够利用单片机的看门狗功能来让在每次回归坐姿正确时进行数据初始化，使得我们数据采集更加的准备和合理。屏幕采用的是四引脚的 OLED 屏幕，作用是在设备开启时观察数据的准确性还有变化。

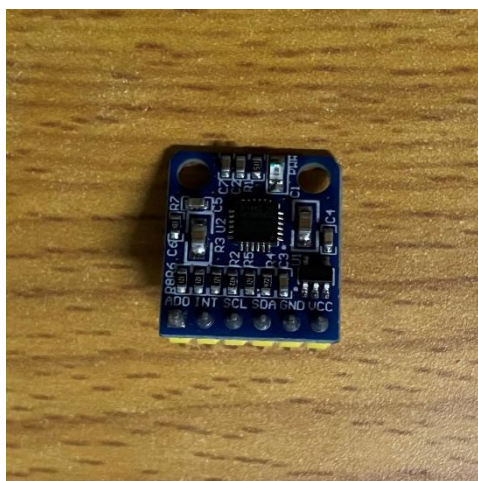


图 3-4 MPU6050



图 3-5 OLED 显示屏

### (4) 蓝牙模块

低功耗蓝牙（Bluetooth Low Energy），作为我们的下位机与客户端的通信设备，蓝牙 BLE 协议规定连接参数最小是 5，即 7.25 毫秒；而 [Android](#) 手机规定连接参数最小是 8，即 10 毫秒。[iOS](#) 规定是 16，即 20 毫秒。连接参数由主机决定，但从机可以发出更新参数申请，主机可以接受也可以拒绝。一般场景，连接参数设置 16，即 20 毫秒，一般的传输速率是  $50\text{HZ} \times 20\text{byte} = 1000$  字节/每秒。如果每个连接事件传输更多的包，可以获得更高的传输



速率。主控板输出数据的速率是 100 毫秒一次，字节为 56 个字节，该模块在传输速率和数据量方面都能够满足主控板所需。



图 3-6 低功耗蓝牙模块

### (5) 控制器

STM32F103C8T6 作为整个系统的主控板，对于 ADC 采集的精度和采集通道数量等需求也是能够很好的满足，单片机在进行完一组数据采集后通过串口通信将数据发送给蓝牙模块，蓝牙模块再通过连接到手机 APP 的蓝牙服务端将数据发送到 APP 上进行存储。如图所示；

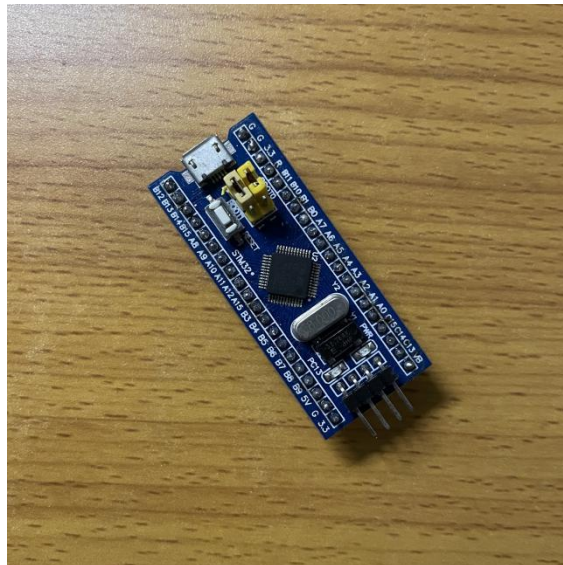


图 3-7 STM32F103C8T6

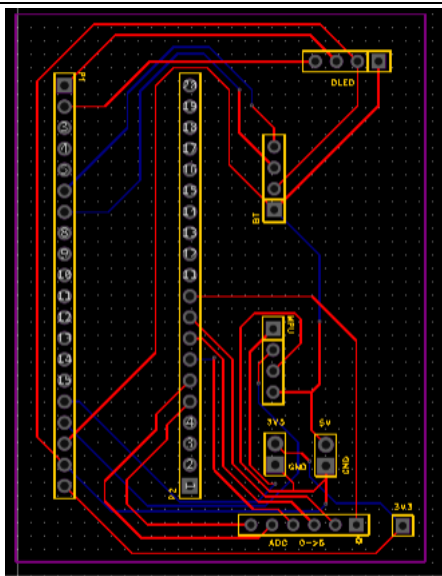


图 3-8 主控拓展 PCB 图

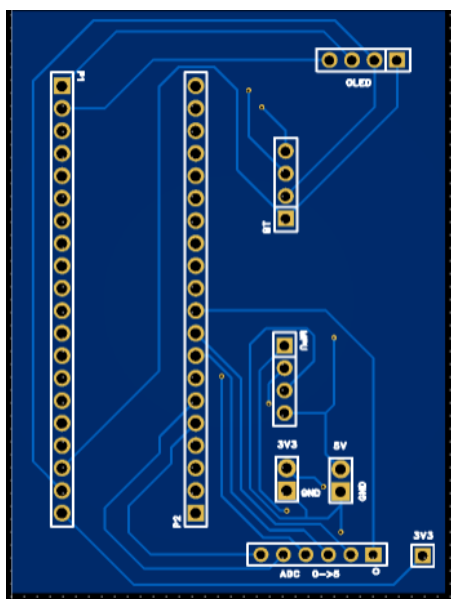


图 3-9 主控拓展 PCB3D 效果图



图 3-10 主控扩展 PCB 实物图

### 3.2 外观设计：



图 3-11 初步整合效果图

对于用户腰部数据的采集我们采用了背背佳与方形电阻式薄膜压力传感器结合的方式进行，背背佳能很好的贴合用户的腰部，随着腰部的变化而发生形变，方形电阻式薄膜压力传感器附于背背佳内部，能精确的测量用户腰部数据。

## SVM 算法与软件 app

### 4.1 SVM 算法

#### 1. 基于 cpu 芯片的 SVM 的实时腰姿监测

支持向量机 (Support Vector Machine, 简称为 SVM)。先是在 CPU 上植入支持神经网络的 arm64-v8a 的软件包和 ncnnsvm-android 预编译库, 让安卓 APP 也能运行 SVM 训练出来的模型, 在布置好服务器发送过来的模型后, 通过下位机传来的数据, 依次通过服务器端传来的六个训练结果文件来进行结果的预测, 提取出预测准确率最高那的结果, 并通过字典查询的方法找出对应的结果。

#### 2. 服务器 SVM 训练算法

给定训练样本集  $D = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_m, y_m)\}$ ,  $y \in \{1, +1\}$  SVM 的基本思想就是基于训练集合  $D$  在样本空间中找到一个划分超平面, 将不同的类别样本分开。理论上会存在无数个超平面存在, 如下图所示

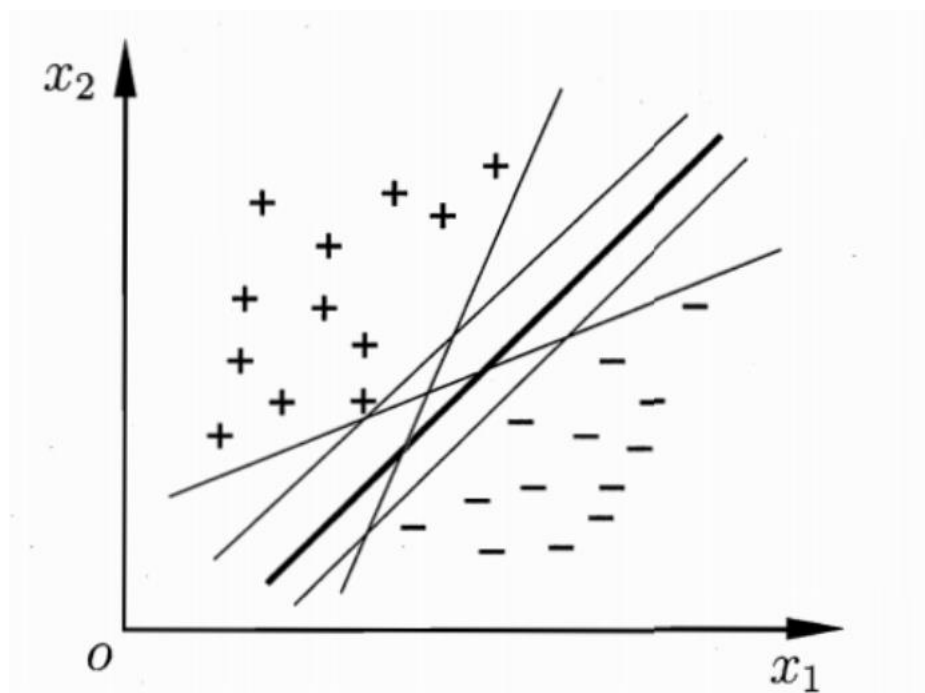


图 4-1 超平面分布图

在样本空间中, 划分超平面可以按照如下方程进行描述:

$$w^T x + b = 0 \quad (1)$$

其中  $w = (w_1; w_2; \dots; w_d)$  为法向量, 决定了超平面的方向;  $b$  为位移项, 决

定了超平面与原点之间的距离。因此可以用  $(w, b)$  来描述一个超平面。样本空间中任意点  $x$  到超平面  $(w, b)$  的距离可以写为：

$$r = \frac{|w^T x + b|}{\|w\|} \quad (2)$$

假设超平面  $(w, b)$  可以将训练样本正确分类，即对于  $(x_i, y_i) \in D$ ，若  $y_i = +1$ ，则有  $w^T x + b > 0$ ；若  $y_i = -1$ ，则有  $w^T x + b < 0$ ，令

$$\begin{cases} w^T x + b \geq +1, & y_i = +1; \\ w^T x + b \leq -1, & y_i = -1. \end{cases} \quad (3)$$

距离超平面最近的几个训练样本且使上式成立，被称为“支持向量” (support vector), 两个异类支持向量到超平面的距离之和为

$$\gamma = \frac{2}{\|w\|} \quad (4)$$

该距离被称为“间隔” (margin), 即为 SVM 主要进行工作的区间, 对于该二分类问题, 在间隔内的为难以区分的类型 (因为异类距离很近), 如果该类型都可以很好的区分开来, 那么间隔外的样本都可以很好的区分开。可以参考下图进行理解。

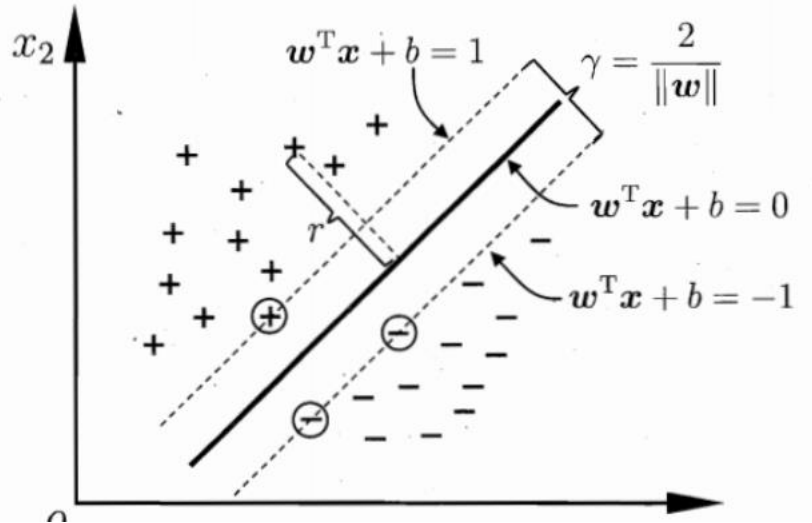


图 4-2 样本区分图

因此 SVM 的核心就是如何找到“最大间隔”的划分超平面，也就是要找到能满足上式中约束的参数  $w$  和  $b$ ，使得  $\gamma$  最大，即

$$\begin{aligned} \max_{w,b} \quad & \frac{2}{\|w\|} \\ \text{s.t.} \quad & y_i(w^T x + b) \geq 1, \quad i = 1, 2, \dots, m \end{aligned} \quad (5)$$

为了达到最大化间隔，仅需最大化  $\|w\| - 1$ ，等价于最小化  $\|w\| / 2$ ；

SVM 算法最初是为二值分类问题设计的，当处理多类问题时，就需要构造合适的多类分类器。目前，构造 SVM 多类分类器的方法主要有两类：一类是直接法，直接在目标函数上进行修改，将多个分类面的参数求解合并到一个最优化问题中，通过求解该最优化问题“一次性”实现多类分类。另一类是间接法，主要是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 one-against-one 和 one-against-all 两种。我们采用的是 one-against-all SVM 算法，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。

于是我在抽取训练集的时候，分别抽取

1. 腰姿正确 A 所对应的向量作为正集，右倾腰姿，左倾腰姿，弯腰腰姿，站姿正确，弓背腰姿所对应的向量作为负集；
2. 右倾腰姿所对应的向量作为正集，腰姿正确，左倾腰姿，弯腰腰姿，站姿正确，弓背腰姿所对应的向量作为负集；
3. 左倾腰姿所对应的向量作为正集，腰姿正确，右倾腰姿，弯腰腰姿，站姿正确，弓背腰姿所对应的向量作为负集；
4. 弯腰腰姿所对应的向量作为正集，腰姿正确，右倾腰姿，左倾腰姿，站姿正确，弓背腰姿所对应的向量作为负集；
5. 站姿正确所对应的向量作为正集，腰姿正确，右倾腰姿，左倾腰姿，弓背腰姿所对应的向量作为负集；
6. 弓背腰姿所对应的向量作为正集，腰姿正确，右倾腰姿，左倾腰姿，站姿正确所对应的向量作为负集；

于是最终的结果便是这六个值中最大的一个作为分类结果，结构树如图。

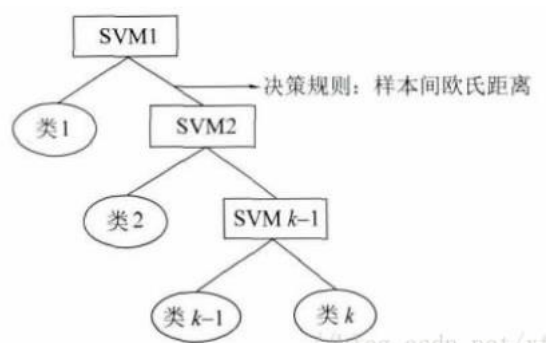


图 4-3 one-against-all SVM 算法

### 3. 传感器失效检测算法

传感器失效检测有 2 方面的作用。一方面使失效的传感器不参与神经网络模型监测计算，降低由于失效造成的精度，保证在不更换的前提下继续正常使用，并发出指示信息要求服务器重新训练神经网络。另一方面，通过读取信息，技术人员可以快速确定失效传感器，方便维修更换。对于单个传感器，所提出的失效检测算法的流程如下图 18 所示。

算法的检测依据是在使用过程中一段时间内传感器的值变化是渐变的，变化量非常小。对于每个传感器，通过比较前后两个测量值的误差与给定阈值，决定是否触发计数器。若误差  $q$  大于阈值  $e$  计数变量归 0，置 1 标志位，表示该传感器有效，否则计数变量计数。若计数变量大于给定的时间阈值  $T$ ，置 0 标志位，表示该传感器失效，否则置 1 标志位。时间阈

值  $T$  与误差阈值  $e$  的具体值需要通过实验评估得出。

对于整个系统的传感器阵列，我们通过设置标签矩阵  $A$  来检测传感器阵列各个通道是否存在失效。

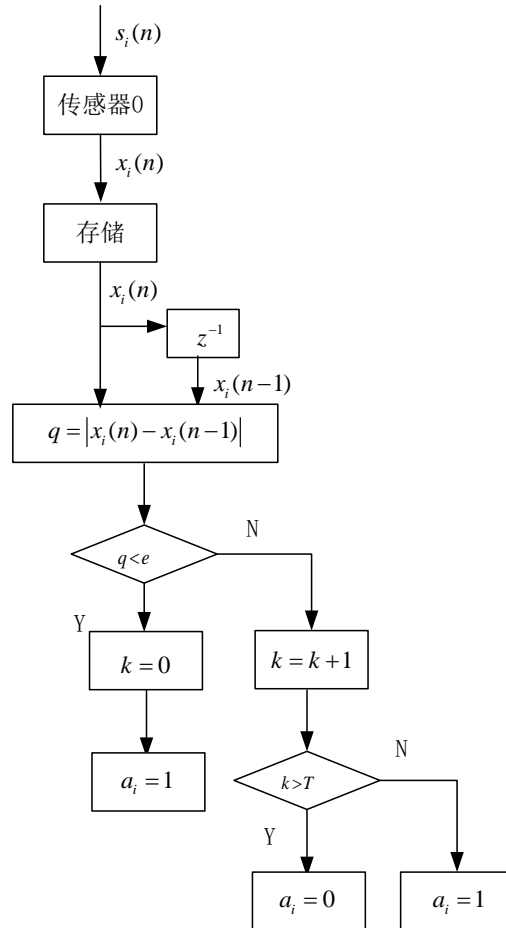


图 4-4 传感器失效检测

## 4.2 软件 APP

### 1. 基于 java 开发的 TCP Server 服务器

采用的是局域网的数据传输，数据通过 APP 打包发过来，在服务器端会将这些初始化数据保存下来，并且通过调用 python 来训练这些，并保存下来训练的模型，以便后面实时数据能够准确的预测结果。下图是服务器等待连接





图 4-5 服务器端等待接入的图

服务器启动成功,等待用户接入  
有客户端接入,客户端ip:/192.168.48.140  
数据训练准备开始

图 4-6 APP 端接入反馈

## 2. 功耗控制算法

在数据传输完以后,手机端会进行数据的初始化,初始化开始时向下位机发送停止信号,触发单片机的看门狗功能,将单片机的 ADC 采集功能进行暂停,达到数据不再采集,单片机处于休眠的状态,在手机端初始完后,向下位机发送开启采集的信号,关闭看门狗功能,开启 ADC 的采集功能,由此来达到用时才开启的低功耗控制算法,由于腰姿信号式一种缓慢变化的信号,采样间隔可以设置足够大,以进一步降低功耗。



### 3. 智能手机交互 APP

其中包含着蓝牙的服务端, TCP client, 数据的绘图还有数据的本地保存等, 其中蓝牙的服务端用来保存下位机发送过来的数据进行保存, 进行完一轮数据的初始化后, 再通过连接服务器, 将数据打包发送到服务端进行数据处理, 另外, APP 还有着不良腰姿维持时间触发调整功能, 还有着不良姿态保持太久提醒功能, 当天各个姿态保持的时间和触发提醒的数据可视化等功能。

APP 页面如下图:



图 4-7 摘要界面



图 4-8 背心界面



图 4-9 背心连接界面



图 4-10 数据初始化



图 4-11 训练过程



图 4-12 训练结果



图 4-13 数据实时采集



图 4-14 总览界面

## 测试结果报告

### 5.1 测试方法

我们尝试了将压力传感器进行不同位置数据的采集,穿戴者穿戴后进行做各种姿态变化来进行数据观察,还有穿戴感觉的反馈,综合数据的反馈和穿戴者的反馈来进行位置确定,再通过穿戴者做不同姿势来观察数据是否有明显的特征。

测试员穿着专用的穿戴衣服,并做一些姿态,对于姿态传感器,在测试员第一次坐姿正常时进行初始化,此时测试员不管是前倾,站立,或行走,都能够通过姿态传感器采集到区别度较大的数据,这些数据单独放入到 SVM 算法中,是能精准分辨出数据结果的。

### 5.2 技术指标和测试报告

测试环境:室温 27°,手机型号三星 S10+,系统内核是 Android 9.0。电脑型号戴尔灵越燃 7472,CPU 型号是 Intel 酷睿 i5 8250U,显卡芯片是 NVIDIA Geforce MX150,无线网卡是 Intel 7260 AC,网络是联通 4G 移动热点。

用手机依据 APP 提示穿戴者在室内依次做出身体腰部的六种不同腰姿。通过背心上的压力传感器,进行数据采集。

选取 6 种坐立腰姿的考量。以及本系统具有良好的扩展性,可以增加更多的腰姿种类。

每类采集为 5 分钟,采样频率为每秒 8 次,下表每行为一次数据采集情况,前六列为传感器集群的采集的特征值,第七列为我们为数据进行的标签。

采集数据节选如下:

表 5-1 腰姿正确数据

0.006	0.153	0.005	0.004	0.595	0.003	-0.1	1.2	0
0.004	0.196	0.002	0.006	0.615	0.006	-0.1	1.2	0
0.007	0.216	0.004	0.003	0.572	0.022	-0.1	1.2	0
0.008	0.253	0.004	0.003	0.392	0.013	0	1.3	0
0.006	0.244	0.009	0.003	0.333	0.022	0	1.3	0
0.003	0.574	0.002	0.007	0.431	0.117	0	1.3	0
0.004	0.005	0.01	0.004	0.689	0.073	0	1.9	0
0.004	0.006	0.009	0.003	0.69	0.088	0	1.9	0
0.003	0.006	0.004	0.006	0.801	0.097	0	1.9	0
0.002	0.005	0.006	0.006	0.819	0.239	0	2.3	0
0.008	0.495	0.005	0.003	0.512	0.004	0	2.3	0
0.007	0.742	0.004	0.003	0.703	0.005	0	2.3	0
0.003	1.139	0.01	0.005	0.782	0.006	0.2	2	0
0.006	1.218	0.003	0.006	0.685	0.003	0.2	2	0
0.008	1.41	0.005	0.006	0.683	0.001	0.2	2	0

可穿戴腰姿健康监测系统

表 5-2 左倾腰姿数据

0.003	0.789	0.003	0.925	1.063	0.002	26	-14.8	1
0.009	0.8	0.009	0.898	1.099	0.006	25.9	-14.7	1
0.006	0.793	0.004	0.939	1.284	0.004	25.8	-14.8	1
0.004	0.978	0.005	0.893	1.238	0.006	25.8	-14.8	1
0.007	1.281	0.007	0.87	1.361	0.003	25.9	-14.8	1
0.009	1.561	0.01	0.885	1.552	0.003	25.9	-14.8	1
0.005	1.613	0.003	0.916	1.619	0.01	25.9	-14.8	1
0.005	1.642	0.004	0.899	1.734	0.007	25.9	-14.9	1
0.003	1.665	0.01	0.901	1.675	0.01	25.9	-14.9	1
0.003	1.499	0.007	0.943	1.657	0.004	25.9	-14.9	1
0.008	1.275	0.004	0.943	1.25	0.006	25.8	-14.5	1
0.005	1.153	0.006	0.95	1.48	0.005	25.8	-14.5	1
0.004	0.882	0.004	0.949	1.395	0.003	25.8	-14.5	1
0.005	0.801	0.005	0.923	1.066	0.002	25.9	-14.6	1
0.004	0.885	0.005	0.932	1.38	0.004	25.9	-14.5	1

表 5-3 右倾腰姿数据

0.008	2.4	0.009	0.13	1.179	0.003	20.1	29.4	2
0.007	2.419	0.006	0.124	1.179	0.006	20.1	29.4	2
0.009	2.419	0.006	0.105	1.102	0.003	20.1	29.4	2
0.003	2.444	0.006	0.184	1.237	0.009	20.1	29	2
0.003	2.451	0.009	0.195	1.378	0.003	20.1	29	2
0.003	2.439	0.006	0.205	1.311	0.006	20.1	29	2
0.009	2.46	0.007	0.238	1.387	0.01	19.9	28.4	2
0.008	2.484	0.007	0.309	1.475	0.005	19.9	28.4	2
0.007	2.504	0.012	0.329	1.588	0.005	19.9	28.4	2
0.003	2.481	0.006	0.371	1.237	0.006	19.8	27.9	2
0.007	2.353	0.007	0.321	1.217	0.004	19.8	28	2
0.004	2.251	0.005	0.254	1.036	0.003	19.8	28	2
0.007	2.332	0.005	0.233	1.308	0.003	19.1	28.7	2
0.004	2.332	0.005	0.242	1.22	0.005	19.2	28.8	2
0.003	2.248	0.006	0.226	1.19	0.007	19.2	28.8	2

表 5-4 弯腰腰姿数据

0.003	2.528	0.006	1.223	1.843	0.388	32.2	17.4	3
0.008	2.454	0.006	1.204	1.81	0.18	32.2	17.4	3
0.007	2.487	0.005	1.098	1.775	0.2	32.2	17.4	3
0.006	2.502	0.006	0.506	1.801	0.226	32.3	17.4	3
0.004	2.527	0.006	1.11	1.872	0.139	32.3	17.3	3
0.003	2.504	0.006	1.101	1.926	0.162	32.3	17.3	3
0.004	2.564	0.015	0.985	2.078	0.082	32.2	17.1	3
0.007	2.59	0.01	1.114	2.152	0.11	32.2	17.1	3
0.004	2.589	0.015	1.169	2.126	0.201	32.2	17.1	3
0.004	2.616	0.114	1.226	2.1	0.295	32.2	17.3	3
0.009	2.647	0.131	1.206	2.12	0.583	32.2	17.4	3
0.003	2.66	0.076	1.175	2.15	0.467	32.2	17.4	3
0.007	2.693	0.015	1.387	1.997	0.461	32.2	17.4	3
0.009	2.68	0.012	1.534	1.963	0.401	32.2	17.4	3
0.009	2.642	0.012	1.408	2.096	0.276	32.2	17.4	3

# 可穿戴腰姿健康监测系统

表 5-5 弓背站姿数据

0.004	0.928	0.008	0.006	0.528	0.226	9.9	1.7	4
0.003	1.031	0.005	0.003	0.682	0.006	9.9	1.7	4
0.008	1.42	0.004	0.003	0.75	0.006	9.9	1.5	4
0.007	1.426	0.004	0.006	0.829	0.009	9.9	1.5	4
0.004	1.441	0.004	0.002	0.813	0.002	9.9	1.5	4
0.004	1.497	0.005	0.003	0.807	0.004	9.9	1.5	4
0.003	1.41	0.003	0.006	0.827	0.006	9.9	1.5	4
0.005	0.937	0.004	0.002	0.72	0.002	9.9	1.5	4
0.006	0.995	0.005	0.004	0.683	0.01	9.9	1.6	4
0.002	1.008	0.004	0.003	0.425	0.021	9.9	1.6	4
0.003	1.052	0.004	0.003	0.32	0.183	9.9	1.5	4
0.007	1.087	0.003	0.003	0.3	0.234	9.9	1.5	4
0.006	0.939	0.005	0.003	0.267	0.227	9.9	1.5	4
0.007	1.027	0.002	0.006	0.305	0.254	9.9	1.8	4
0.003	1.065	0.002	0.005	0.334	0.21	9.9	1.8	4

表 5-6 正常站姿数据

0.004	0.007	0.008	0.006	0.505	0.003	-4	-0.1	5
0.002	0.186	0.002	0.006	0.455	0.005	-3.8	-0.3	5
0.003	0.214	0.005	0.002	0.5	0.002	-3.7	-0.3	5
0.003	0.097	0.005	0.003	0.547	0.003	-3.7	-0.3	5
0.003	0.009	0.003	0.003	0.648	0.004	-3.4	-0.3	5
0.002	0.004	0.003	0.003	0.45	0.006	-3.4	-0.3	5
0.006	0.004	0.002	0.006	0.256	0.005	-3.4	-0.3	5
0.003	0.009	0.004	0.002	0.081	0.002	-3.5	-0.2	5
0.003	0.005	0.004	0.004	0.066	0.001	-3.5	-0.2	5
0.007	0.004	0.004	0.006	0.025	0.007	-3.5	-0.2	5
0.006	0.003	0.003	0.004	0.097	0.003	-3.2	-0.4	5
0.003	0.009	0.004	0.003	0.092	0.002	-3.2	-0.4	5
0.003	0.004	0.002	0.006	0.047	0.002	-3.2	-0.4	5
0.003	0.01	0.002	0.007	0.11	0.001	-3.2	-0.4	5
0.008	0.009	0.003	0.003	0.207	0.002	-3.2	-0.4	5

为了便于数据的分类，将六种腰姿数据类别用 0-5 来表示，尝试了卷积神经网络识别，在充足数据量的情况下，识别结果如下图 5-1：

```
In [29]: train_history=model.fit(x=train_Features,
                                y=train_Label,
                                validation_split=0.5,
                                epochs=120,
                                batch_size=200,
                                verbose=2)

Epoch 111/120
19/19 - 0s - loss: 0.0058 - accuracy: 0.9954 - val_loss: 6.8209 - val_accuracy: 0.1899 - 83ms/epoch - 4ms/step
Epoch 112/120
19/19 - 0s - loss: 0.0063 - accuracy: 0.9965 - val_loss: 6.8062 - val_accuracy: 0.1899 - 82ms/epoch - 4ms/step
Epoch 113/120
19/19 - 0s - loss: 0.0058 - accuracy: 0.9957 - val_loss: 7.0890 - val_accuracy: 0.1885 - 91ms/epoch - 5ms/step
Epoch 114/120
19/19 - 0s - loss: 0.0031 - accuracy: 0.9979 - val_loss: 7.0787 - val_accuracy: 0.1899 - 92ms/epoch - 5ms/step
Epoch 115/120
19/19 - 0s - loss: 0.0058 - accuracy: 0.9960 - val_loss: 7.2596 - val_accuracy: 0.1896 - 84ms/epoch - 4ms/step
Epoch 116/120
19/19 - 0s - loss: 0.0053 - accuracy: 0.9968 - val_loss: 7.6447 - val_accuracy: 0.1829 - 82ms/epoch - 4ms/step
Epoch 117/120
19/19 - 0s - loss: 0.0058 - accuracy: 0.9965 - val_loss: 7.1782 - val_accuracy: 0.1896 - 79ms/epoch - 4ms/step
Epoch 118/120
19/19 - 0s - loss: 0.0032 - accuracy: 0.9987 - val_loss: 7.1740 - val_accuracy: 0.1899 - 84ms/epoch - 4ms/step
Epoch 119/120
19/19 - 0s - loss: 0.0047 - accuracy: 0.9979 - val_loss: 7.5605 - val_accuracy: 0.1877 - 92ms/epoch - 5ms/step
Epoch 120/120
19/19 - 0s - loss: 0.0050 - accuracy: 0.9976 - val_loss: 7.4365 - val_accuracy: 0.1899 - 85ms/epoch - 4ms/step
```

图 5-1 卷积神经网络识别结果

用卷积神经网络的训练集识别率达到 0.9976, 损失率达到 0.005, 但对于验证集识别率却是只达到了 0.1899, 损失率高达 7.4365。原因分析: 此次训练采用的是 cnn 的方法, 先是将 8 组特征值, 12499 组数据进行一维转二维, 1\*8 转化为 3\*3 多出的数组位进行补 0 处理, 经过 120 次的迭代后, 训练集的准确率达到 99%, 但是验证集的准确率却一直是 18% 上, 分析的原因可能是 3\*3 的二维数据进行卷积后, 数据的特征量已经是不能明显体现, 因此又采用一维数据的卷积, 但依旧成功率上不去, 还是因为数据的特征量已经是不能明显体现。在不改变原数据的特征值前提下, 进行分类的算法, 考虑到决策树和 svm 算法, 在二者算法时间上, svm 算法更胜一筹, 因此, 最终选择 svm 算法。最终结果如图 5-2:

```
: print("\n训练集精度: ", linear_svc.score(x_train, y_train))    # 精度, score函数评分
y_hat = linear_svc.predict(x_train)
show_accuracy(y_hat, y_train, '训练集')
print("\n测试集精度: ", linear_svc.score(x_test, y_test))
y_hat = linear_svc.predict(x_test)
show_accuracy(y_hat, y_test, '测试集')
```

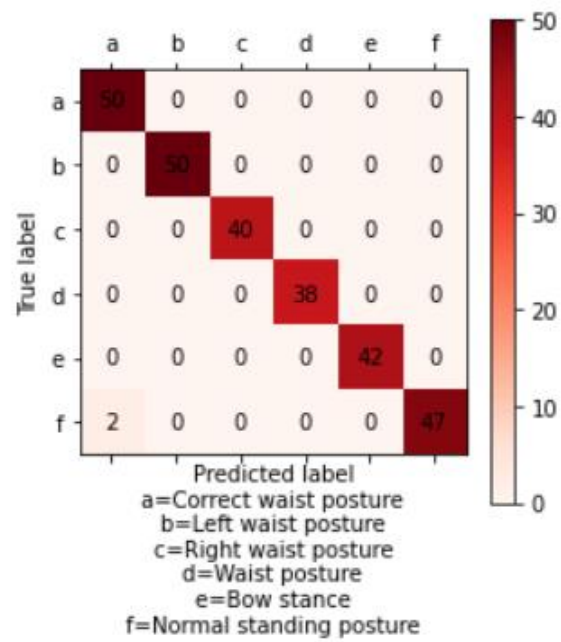
训练集精度: 0.9954654574553214

测试集精度: 0.9965710366899074

图 5-2 最终结果图

采集时间为 15 秒, 采样频率为每秒 8 次进行数据采集, 下图是该数据集训练结果的混淆矩阵热力图和精度。由图 5-3 中可以看出, 每组数据的的预测结果和实际结果, a 类有 50 组数据, 预测的 50 组数据都正确, 以此类推, 在 a-e 类的预测的准备率达到百分百, 在 f 类, 49 组数据中, 有 2 组预测错误, 但对整体准确率的影响不大, 从图 5-2 与图 5-3 可以看出, 无论测试集该数据集训练和测试的准确率都达到 99% 以上, 与前面训练的模型准确率差不多。两种实时测试的结果都能达到理想状态, 结合实际中, 在采集数据集时不宜保持不良腰姿太长时间, 如果长时间保持不良腰姿一是对于需要康复类人群不友好, 二是通过上面对比我们可以知道, 短时间内采集到的数据集训练出的模型也能达到需求。





训练集精度： 0.9925650557620818

测试集精度： 0.9984101748807631

图 5-3 训练结果热力图与精度



## 项目总结与展望

目前国内这方面的研究的文献与报道相对稀缺，国外对该领域的研究也不多，仍处于研究起步阶段。目前市面上各大电商平台，未见有类似的具有对人体腰姿进行检测监测功能的系统产品销售出现，市场仍处于“真空”状态。

在项目过程中功耗是一个问题，我们在数据传输完后，手机端进行数据的初始化，初始化开始时向下位机发送停止信号，触发单片机的看门狗功能，将单片机的 ADC 采集功能暂停，数据不再采集，单片机处于休眠的状态，手机端初始化后，向下位机发送开启采集信号，关闭看门狗功能，开启 ADC 采集功能，用时才开启的低功耗控制算法，由于腰姿信号式一种缓慢变化的信号，采样间隔可以设置足够大，以进一步降低功耗。然后来后续会在产品的外观以及功耗方面做出提升，目前产品的压力传感器在里层，处于暴露的状态，后续会将其进行封装，嵌入到背心内部。功耗方面会采取更低功耗，让设备的使用时间得以延长。

### 参考文献：

- [1]侯丽娟. 柔性可穿戴压力阵列的设计与实现. 杭州电子科技大学, 2024.
- [2]李刚. 柔性压力传感器的制备与应用. 齐鲁工业大学, 2021.
- [3]m2xgo. SVM 支持向量机详解. 2015.
- [4]饶润润. 基于安卓操作系统的应用软件开发. 西安电子科技大学. 2013

## 附录 I

系统整体原理图

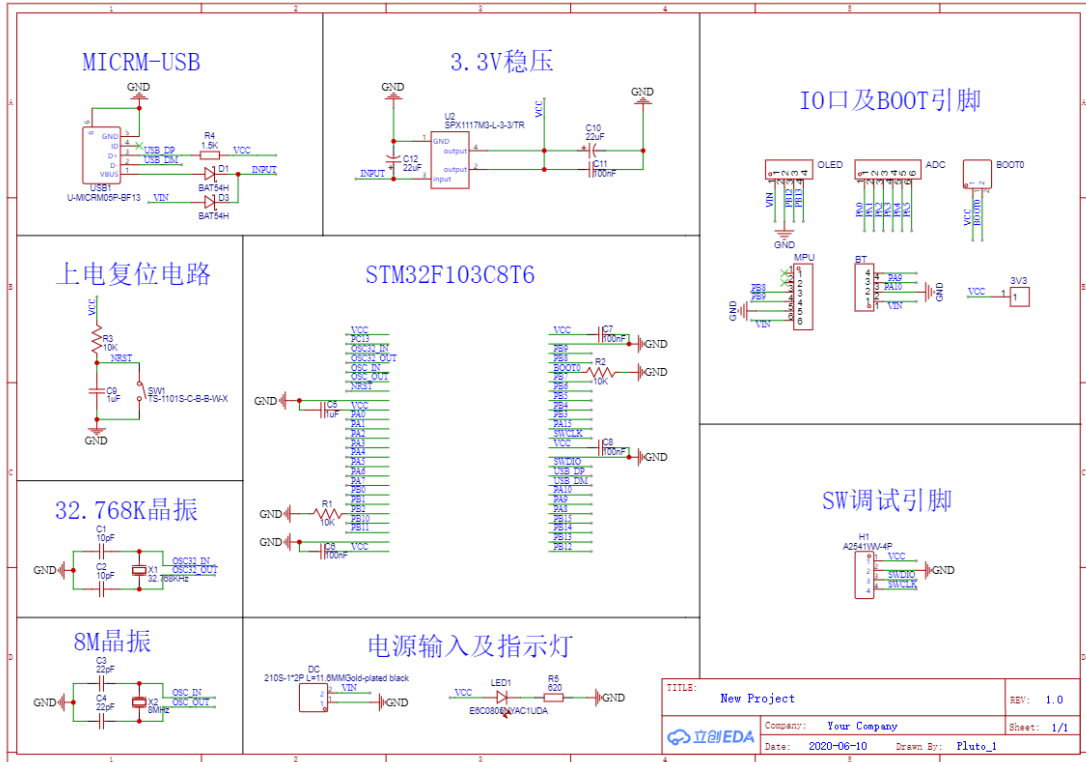


图 I-1 作品原理图

作品穿戴展示:



图 1-2 正面



图 1-4 侧面

图 1-3 内衬



图 1-5 背面