

基于石墨烯基柔性传感器的人体脉搏波测量研究

陈佳亿¹, 王婷婷¹, 赵银莹¹, 王嘉磊², 张烈山^{1*}

¹浙江理工大学信息科学与工程学院(网络空间安全学院), 浙江 杭州

²浙江理工大学启新学院, 浙江 杭州

收稿日期: 2025年4月30日; 录用日期: 2025年5月23日; 发布日期: 2025年5月30日

摘要

针对人体脉搏波的测量问题, 文章提出了基于石墨烯基柔性应变传感器的技术方案, 并对数字滤波算法展开了研究。以惠斯通电桥作为传感器的基本测量电路, 通过可调放大电路、带通滤波电路、直流偏置电路和模数转换电路测得脉搏波。为了进一步提取有用信息, 采用了变分模态分解与平滑滤波相结合的数字滤波算法。利用所述方案对实际人体脉搏波进行了实验测试, 结果与标准值最大偏差为1.63%, 表明所提出的方案能够准确实现人体脉搏波的测量, 调理后的脉搏波信号能清晰地观测到脉动、潮波和重搏波等特征, 证明了基于石墨烯基柔性传感器的脉搏波测量方案的可行性。提取调理后的脉搏波信号特征, 并使用基于改进粒子群算法的BP神经网络实现预测血压信号, 进而预测得到人体血压的收缩压和舒张压, 结果与实测值最大误差为4.09%, 表明所提方案能准确测量人体血压。

关键词

石墨烯基, 脉搏波, 信号调理, 变分模态分解, BP神经网络

Study on Human Pulse Wave Measurement Based on Graphene-Based Flexible Sensors

Jiayi Chen¹, Tingting Wang¹, Yiyi Zhao¹, Jialei Wang², Lieshan Zhang^{1*}

¹School of Information Science and Engineering (School of Cyber Science and Technology), Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

²Qixin Honor School, Zhejiang Sci-Tech University, Hangzhou Zhejiang

Received: Apr. 30th, 2025; accepted: May 23rd, 2025; published: May 30th, 2025

*通讯作者。

文章引用: 陈佳亿, 王婷婷, 赵银莹, 王嘉磊, 张烈山. 基于石墨烯基柔性传感器的人体脉搏波测量研究[J]. 建模与仿真, 2025, 14(5): 1014-1029. DOI: 10.12677/mos.2025.145453

Abstract

To measure human pulse waves precisely, a technical solution based on graphene-based flexible strain sensors is proposed, and a digital filtering algorithm is investigated. A Wheatstone bridge is used as the sensor's basic measurement circuit, and the pulse wave is measured by an adjustable amplifier circuit, a bandpass filter circuit, a DC bias circuit, and an analog-to-digital converter circuit. To further extract useful information, a digital filtering algorithm combining variational mode decomposition and smoothing filter was designed. The actual human pulse wave measurement experiments using the described scheme were carried out. The maximum deviation between the result and the standard value is 1.63%, and the results show that the proposed scheme can accurately realize the measurement of the human pulse wave, and the features of pulsation, tidal wave, and repetition beat wave can be clearly observed in the conditioned pulse wave signal, which proves the feasibility of the proposed method. Extracting the features of the conditioned pulse wave signals and using a BP neural network based on an improved particle swarm algorithm to realize the blood pressure signals, and then obtaining the systolic and diastolic blood pressure of the human blood pressure, the result has a maximum error of 4.09% from the measured value, which shows that the proposed scheme can accurately measure the blood pressure of the human body.

Keywords

Graphene-Based, Pulse Wave, Signal Conditioning, Variational Mode Decomposition, BP Neural Network

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

在众多心血管系统相关的信息中, 脉搏波信号形成机制特殊且方便测量[1], 对其进行精准的检测和处理可以诊断心脏以及动脉血管系统疾病[2]-[4]。因此, 脉搏波监测的研究具有重要的意义和巨大的潜在需求。

近年来, 有很多新型的脉搏波测量技术出现。Yosuke 课题组[5]用动脉测压法测量血压脉搏波, 原型设备由三轴力传感器、三轴推入式调节机构、固定夹具和信号处理板组成。此设备可以准确测量血压脉搏波; Roh 课题组[6]提出了一种压力传感器模块的新结构, 可以减少无创桡动脉脉搏波测量中测量位置和方向引起的误差。开发的传感器具有 17.6×17.6 mm 的测量区域和模块化结构, 对外部压力的响应呈线性。上述两种方法可以高精度测量人体脉搏波, 且使用方便、响应快速。但它们均存在系统成本高、使用维护不方便等不足[7]。

石墨烯基柔性应变传感器是近几年发展起来的一种新型传感器, 具备独特的传感机理, 并且可以紧贴待测物的安装, 其具有高精度、高灵敏度和高反应速度的特点[8] [9]。Shuaishuai 课题组[10]通过热化学气相沉积(CVD), 在柔性碳布上制备了三维 GNS(石墨烯纳米片)。GNS 可以同时成功检测抗坏血酸、多巴胺和尿酸。将石墨烯基柔性传感器成功应用于人血清指标检测。Xu 课题组[11]基于三维石墨烯在声波作用下电阻变化的特性, 研制了一种柔性声压传感器。该传感器由包裹在柔性聚二甲基硅氧烷(PDMS)中的 3D 石墨烯泡沫(GF)构成。此声压传感器能够灵敏地实时检测变形和声压。

然而,输出信号小、受外界干扰大等缺陷[12]使得石墨烯基柔性应变传感器无法直接应用于测量微小信号。通过对传感器的信号调理电路和滤波算法进行针对性设计,进而补偿传感器固有缺陷以达到更好测量效果[13]。

同时脉搏波信号无法直观表现人体的生理特征,故可对脉搏波信号进一步处理,得到人体血压的舒展压和收缩压。传统利用脉搏波信号评估舒张压和收缩压的方式多为线性回归、支持向量机等方式[14],存在误差较大的问题,且通过这种方式大多只得到舒张压和收缩压,无法得到完整的血压波形。

本文研究了一种基于石墨烯基柔性应变传感器的人体脉搏波测量技术,针对传感器的应用电路和滤波算法展开了设计。一方面要求信号调理电路能将传感器输出信号无失真地控制在模数转换器的工作范围之内,另一方面要求信号调理电路尽可能排除使用环境带来的干扰,需将这些功能集成在有限的 PCB 面积上。硬件部分由可调放大电路、带通滤波电路、直流偏置电路和模数转换电路组成,软件部分由变分模态分解与平滑滤波相结合的数字滤波算法构成,经上述信号调理后,得到准确的脉搏波信号。选取脉搏波的原始信号,一阶微分和二阶微分等特征,输入到利用 MIMIC II 开源数据库训练好的基于改进粒子群算法优化的 BP 神经网络中,得到血压波形,进而得到舒张压和收缩压。

2. 脉搏波的形成和测量原理

2.1. 脉搏波的形成机理

人体脉搏波由升支(叩击波)、波峰(潮波)和降支(重搏波)三部分构成。左心室收缩早期,血液由左心室射出,冲击主血管壁,受到血管的阻力,暂时积聚在动脉近端,导致动脉内血压升高,形成升支;左心室收缩中晚期,血液向动脉远端运动,部分血液逆流冲击动脉壁,形成波峰;心室舒张期,主动脉瓣关闭,血液由远端向近端运动,部分逆流,此时主动脉壁弹性回缩,使血液继续向外周动脉流动,形成降支。脉搏波主要由心脏射血活动引起的入射波和各部分血管壁对血液的反射波构成[15][16]。脉搏波波形如图 1 所示。

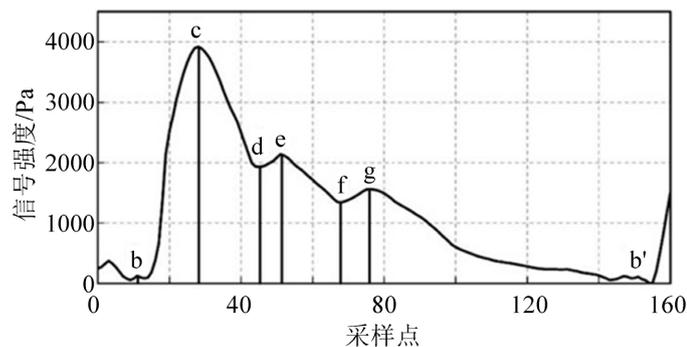


Figure 1. Waveform diagram of pulse wave
图 1. 脉搏波的波形图

在图 1 中, b 点为心房收缩的起点,也是脉搏波信号的起点, c 点为脉搏波信号的波峰,意味着此时主动脉内血压达到最高点, d 点、e 点为降支上的潮波,其中 e 点被认为是心室收缩与舒张的分界点, f 点、g 点为心室舒张期间导致的重搏波。以上 6 点的相对位置与振幅包含诸如心脏搏动功能、血管系统及血液参数等众多生理病理信息,在临床上具有重要意义[17]-[19]。

2.2. 脉搏波测量传感器

人体血管的脉动可以引起肌肉组织和皮肤的微弱变化,将石墨烯基柔性传感器贴附于血管附近皮肤

上, 因脉搏产生的应变使石墨烯基传感器的电阻发生明显的变化。本文采用的石墨烯柔性应变传感器是由石墨烯片层组装成的自制石墨烯宏观体, 首先将石墨烯微片有机溶剂喷涂于无纺布表面, 在常温通风的环境下静置 24 小时, 溶剂彻底固化后, 在材料表面使用导电银浆进行电极的制作, 连接漆包线作为引脚。为确保传感器稳定性, 进一步使用硅胶对传感器进行封装, 成品如图 2 所示。



Figure 2. Graphene-based flexible strain sensor
图 2. 石墨烯基柔性应变传感器

制备完毕后, 连续 5 天对其电阻值进行测量, 测量结果如表 1 所示。

Table 1. Sensor initial resistance value
表 1. 传感器初始电阻

时间/小时	电阻值/ Ω
24	330.6
48	333.8
72	328.1
96	337.3
120	336.1

观察上表可以看出, 按此种方式制备的石墨烯基柔性应变传感器初始阻值具有良好的稳定性。进一步采用电学性能测试装置测试该传感器电阻随时间的变化, 结合力载荷 - 时间和电阻 - 时间曲线即可得到力载荷 - 电阻特性曲线, 如图 3 所示。

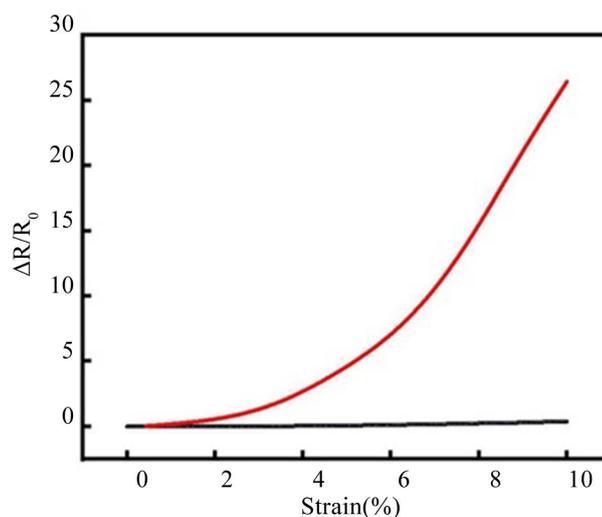


Figure 3. Sensor force load-resistance characteristic curve
图 3. 传感器力载荷 - 电阻特性曲线

在脉搏波监测的应用场景中, 由于应变传感器能够很好地模拟临床触摸脉诊的过程, 所以被认为是

最合适的选择。因此，本文采用自制的石墨烯基柔性应变传感器进行脉搏波信号采集。

2.3. 传感器信号调理电路

由于脉搏波信号十分微弱，且存在较多的噪声扰动，本文设计了由可调放大电路、带通滤波器与直流偏置电路组成的信号调理电路用于改善信号，其结构图如图 4 所示。

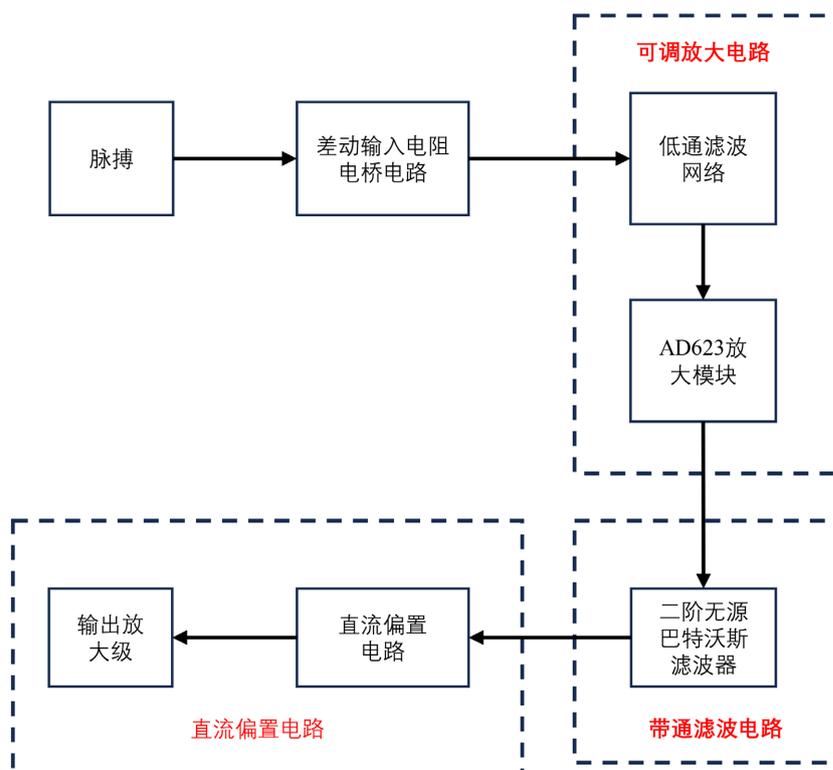


Figure 4. Signal conditioning circuit structure

图 4. 信号调理电路结构图

由于测量时产生的是电阻的变化，需要将其转化为电压的变化，故使用差动输入电阻电桥电路实现将电阻的变化转化为电压的变化，如图 5 所示。

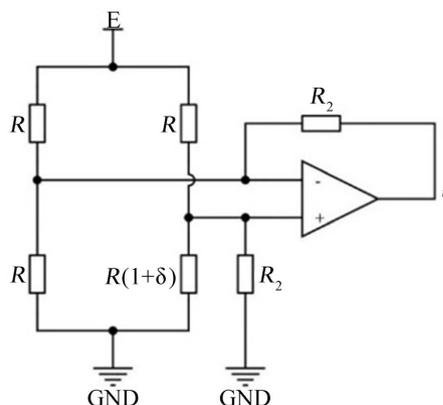


Figure 5. Differential input resistor bridge circuit

图 5. 差动输入电阻电桥电路

在可调放大电路方面, 本文采用 AD623 模块仪表放大模块进行放大。具体电路图如图 6 所示。

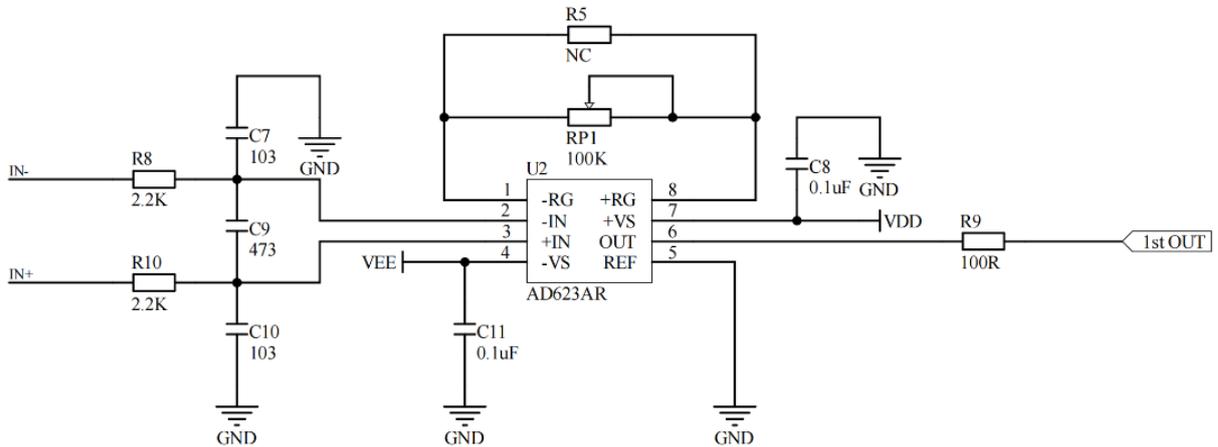


Figure 6. Instrumentation amplifier circuit based on AD623

图 6. 基于 AD623 的仪表放大电路

为了进一步减少高频干扰, 在 AD623 输入级前设计了由 R8、R10、C7、C10 组成的低通滤波网络。同时为解决产生的信号微弱的问题, 可通过 RP1, 调节仪表放大电路的增益, 具体的增益大小 G 可以通过式(1)计算:

$$G=1+\frac{100\text{k}\Omega}{RP1} \quad (1)$$

在带通滤波器方面, 脉搏波的有效信息主要集中在 0.75~3 Hz, 超过该范围的应认为是噪声。同时, 考虑到脉搏波中潮波和重搏波部分特征不明显, 为了尽可能反映准确的脉搏波信息, 滤波器通带内应尽可能平坦, 故使用 Filter Solution 滤波器设计工具, 设计了二阶无源巴特沃斯滤波器, 其等效电路如图 7 所示。

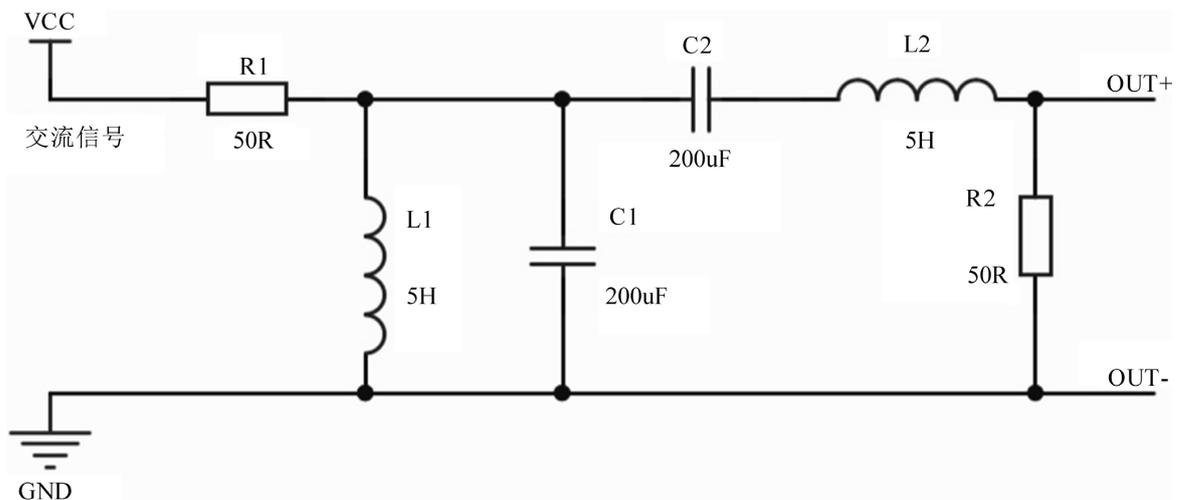


Figure 7. Equivalent circuit of second-order Butterworth filter

图 7. 二阶巴特沃斯滤波器等效电路

在直流偏置电路方面, 为了满足后续采集量化的要求, 需要使输出信号电压值的最小值大于等于 0,

故需要设计直流偏置电路为输出信号施加直流信号；此外，根据均匀量化器的量化理论，为了提高量化信噪比，应尽可能使信号占满模数转换器的量化范围，这同样要求给信号施加一定的直流偏置。综上，使用 LM358 中的其中一个运算放大器设计了直流偏置电路，通过调节 RP2，可以为输入信号施加不同的直流偏置，R22 则用于补偿输入偏置电流。同时，为了保证在数据采集量化环节信号不失真并进一步提高信噪比，使用 LM358 中的另一个运算放大器设计了具有 10 倍放大功能的输出缓冲级。具体设计如图 8 所示。

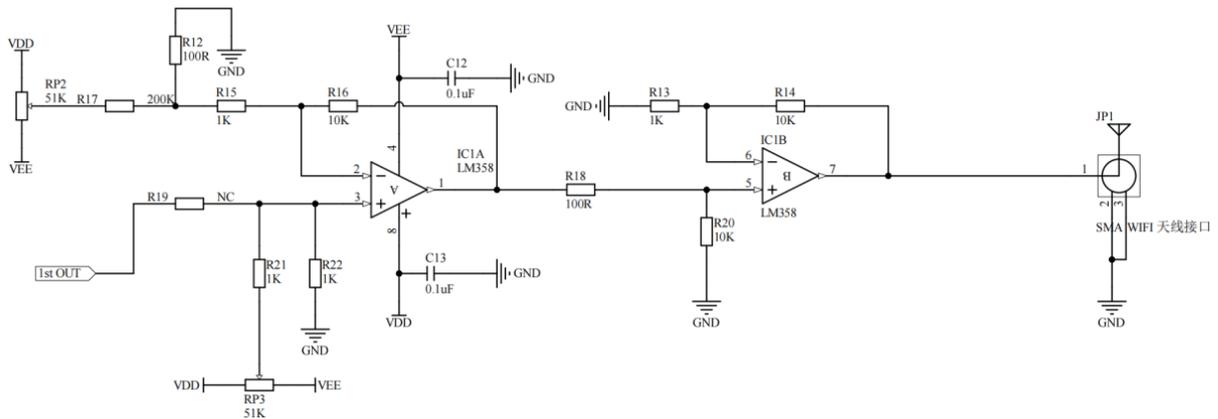


Figure 8. DC bias circuit and output buffer circuit
图 8. 直流偏置电路与输出缓冲电路

3. 脉搏波测量信号的数字滤波

经信号调理电路后的脉搏波信号仍存在一定的低频噪声与基线漂移，本研究使用变分模态分解 (Variational Mode Decomposition, VMD) [20]与滑动滤波相结合的数字滤波算法在微控制器平台上对信号进行进一步处理，一定程度上消除了脉搏波信号的低频噪声与基线漂移带来的影响。

3.1. 变分模态分解原理

变分模态分解(VMD)算法是一种先进的多分辨率技术，专用于自适应和非递归信号处理。该算法通过频域迭代的方式，将多分量信号巧妙地自适应分解为多个调幅调频信号。相对于处理非线性和非平稳谐波信号数据而言，VMD 表现更为出色，成功解决了经验模态分解中常见的模态混叠问题。同时，VMD 运用了维纳滤波，能够有效消除噪声，还可以解决基线漂移的问题，消除趋势项。算法流程如图 9 所示。

VMD 的核心思想在于通过迭代计算变分方程的最优解，从而最终将信号数据分解为各自具有不同带宽和中心频率的固有模态函数(IMF)。根据这个思想，可以构建如下的模型：

在进行 VMD 分解时，需预先指定模态分量的数量。假设存在信号 f ，可将其分解为 K 个单分量的本征模态函数 $v_k = \{v_1, \dots, v_k\}$ ，因为每个函数的中心频率唯一且频带宽度有限。设定以下约束条件：

- 1) 将 K 个模态叠加后与原信号 f 相等；
- 2) 每个模态的频带宽度尽可能最小。在这一基础上，可以得到模型的表达式如式(2)所示：

$$\min \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta_t + \frac{j}{\pi t} \right) * v_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad \text{s.t.} \sum_{k=1}^K v_k = f \quad (2)$$

式中， w_k 为各个分量的中心频率 $\{v_k\} = \{v_1, \dots, v_k\}$ 。 $\sum_{k=1}^K v_k$ 表示所有模式的总和。

为了求解上述模型，引入了拉格朗日惩罚因子，VMD 在信号处理中涉及一个非约束问题，其最优解

是通过迭代与交替方向乘法获得的。

将二次惩罚因子 α 与 Lagrange 乘法 $\lambda(t)$ 都加入式(2)后可以得到最优解:

$$L(\{v_k\}, \{w_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta_t + \frac{j}{\pi t} \right) * v_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K v_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K v_k(t) \right\rangle \quad (3)$$

为了求得式(3)的最优解, 采用交替方向乘法不断迭代更新 \hat{v}_k^{n+1} 、 w_k^{n+1} 、 λ_k^{n+1} 得到模态分量和中心频率的频域表达式为:

$$\hat{v}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{f}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{v}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2} \quad (4)$$

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{v}(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{v}(w)|^2 dw} \quad (5)$$

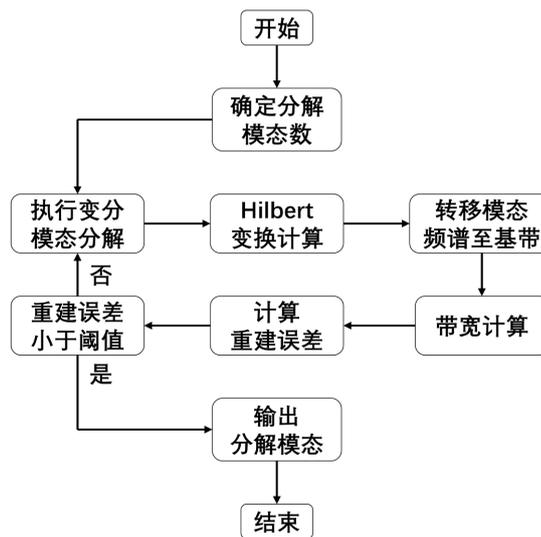


Figure 9. VMD algorithm flow chart

图 9. VMD 算法流程图

3.2. 滑动滤波原理

滑动滤波的基本原理涉及通过在信号序列上滑动固定尺寸的窗口, 计算窗口内数据的统计量, 并将该统计量作为平滑后的输出值。

假设待处理的离散信号序列为 $x[n]$, 其中 n 表示时间索引。滑动滤波操作的一般步骤如下:

- 1) 选择合适的窗口大小 L , 该窗口会在信号序列上滑动。
- 2) 在任意时间索引 n 处, 滑动窗口的中心都包含了一段连续的信号数据, 即

$$x\left[n - \frac{L-1}{2}\right], x\left[n - \frac{L-1}{2} + 1\right], \dots, x\left[n + \frac{L-1}{2}\right]。$$

- 3) 计算窗口内数据的统计量, 例如平均值或中值等, 用以代表该窗口内的信号特征。

4) 将计算得到的统计量 μ_n 作为滑动滤波器在时间索引 n 处的输出值, 即 $y[n]=\mu_n$ 。常见的滑动滤波统计量, 如平均值和中值, 可以分别用数学公式(6)和公式(7)表示:

$$\mu_n = \frac{1}{L} \sum_{k=-\frac{L-1}{2}}^{\frac{L-1}{2}} x[n+k] \tag{6}$$

$$\mu_n = Med\left(x\left[n-\frac{L-1}{2}\right], \dots, x\left[n+\frac{L-1}{2}\right]\right) \tag{7}$$

4. 血压预测模型

本文采用基于改进粒子群算法的 BP 神经网络实现血压预测。首先使用 MIMIC II 公开数据库中的脉搏波数据和血压数据进行神经网络训练, 验证神经网络预测血压的可行性。随后将石墨烯测得的脉搏波信号输入训练好的神经网络中, 得到预测血压, 并与仪器测得真实血压进行对比, 验证在现实生活中应用的可行性, 其神经网络结构图如图 10 所示。

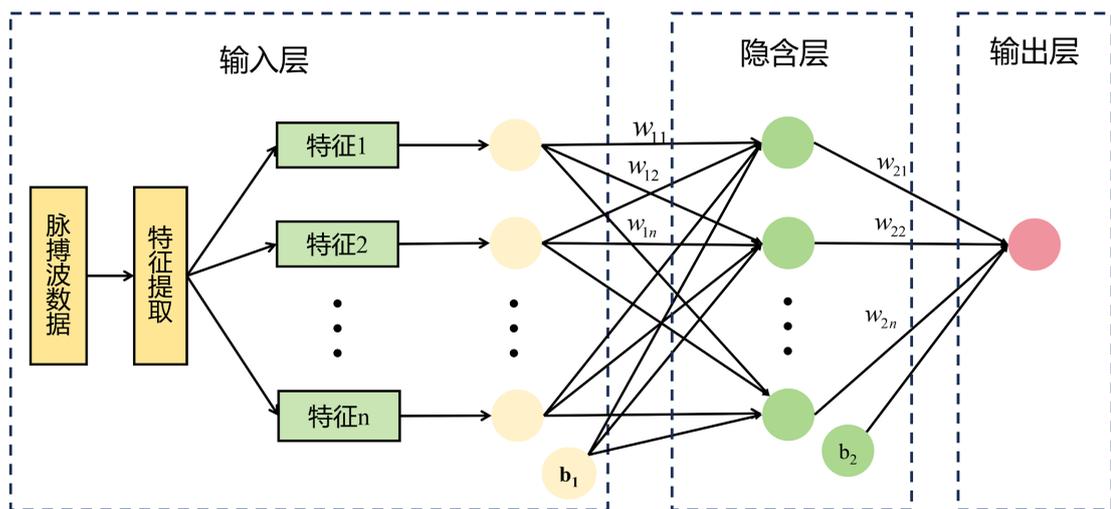


Figure 10. Neural network diagram
图 10. 神经网络结构图

本文采用基于改进粒子群算法优化的 BP 神经网络进行血压预测。BP 神经网络是一种基于误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络, 广泛应用于分类、回归、模式识别等任务。其核心思想是通过前向传播计算输出, 再根据输出误差反向调整网络参数, 逐步优化模型性能。BP 神经网络一般包含输入层、隐含层和输出层三部分。输入层的节点数与输入特征有关, 输出层的节点数与输出向量有关, 隐含层的节点数为超参数, 可以自由设定。

对于神经网络中的初始权重和偏置, 本文设定为(-1, 1)的随机数。设定神经网络的最大迭代次数为 1000 次, 隐含层和输出层激活函数均采用 ReLU 函数。由于 BP 神经网络中存在隐含层的节点数、学习率等超参数, 故采用改进粒子群算法, 优化超参数, 以改善神经网络, 提高预测的准确性。本文采用平均绝对误差(Mean Absolute Error, MAE)和标准差(Standard Deviation, SD)用于评估神经网络的准确性, 如式(8)和式(9)所示。

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |p_i - a_i| \tag{8}$$

$$SD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left((p_i - a_i) - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i - a_i \right)^2} \quad (9)$$

式中, p_i 为血压预测值, a_i 为血压真实值。

本文对测得的脉搏波信号进行求导, 得到脉搏波信号的一阶导数和二阶导数, 同时对脉搏波信号进行快速傅里叶变换, 得到频域信号。随后对原始脉搏波信号、脉搏波信号的一阶导数、脉搏波信号的二阶导数和脉搏波信号的频域信号进行特征提取。选取其每一时刻的信号值, 将其进行归一化处理, 如式(10)所示。

$$x_n = \frac{x_r - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} \quad (10)$$

式中, x_n 为归一化后的值, x_r 为信号的原始值, x_{\min} 为信号的最小值, x_{\max} 为信号的最大值。

5. 人体脉搏波测量实验

在室温为 26℃ 的实验室环境下, 选取 3 名成年男性进行实验, 这三名成年男性的个人身体信息如表 2 所示。

Table 2. Personal body information of experimental subjects

表 2. 实验对象的个人身体信息

三名男性的序号	年龄	是否患有心血管疾病
1	23	否
2	31	否
3	45	否

根据前文设计原理得到装置 PCB 实物, 如图 11 所示。该 PCB 包含了可调放大电路、带通滤波电路、直流偏置电路和模数转换电路。



Figure 11. Signal conditioning hardware circuit physical diagram

图 11. 信号调理硬件电路实物图

分别对平静状态与运动状态下的 3 名成年男子进行脉搏波采集, 将采集到的信号输入该 PCB 中, 可以获得经过滤波、放大、直流偏置和模数转换后的波形。构建的实验系统如图 12 所示。

随机挑选一次实验的测量结果, 对这一组脉搏波信号进行频谱分析, 原始电压波形图如图 13 所示。

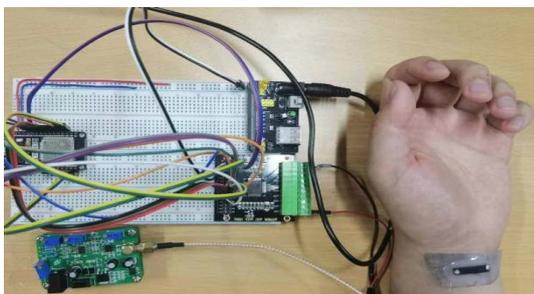


Figure 12. Experimental system
图 12. 实验系统

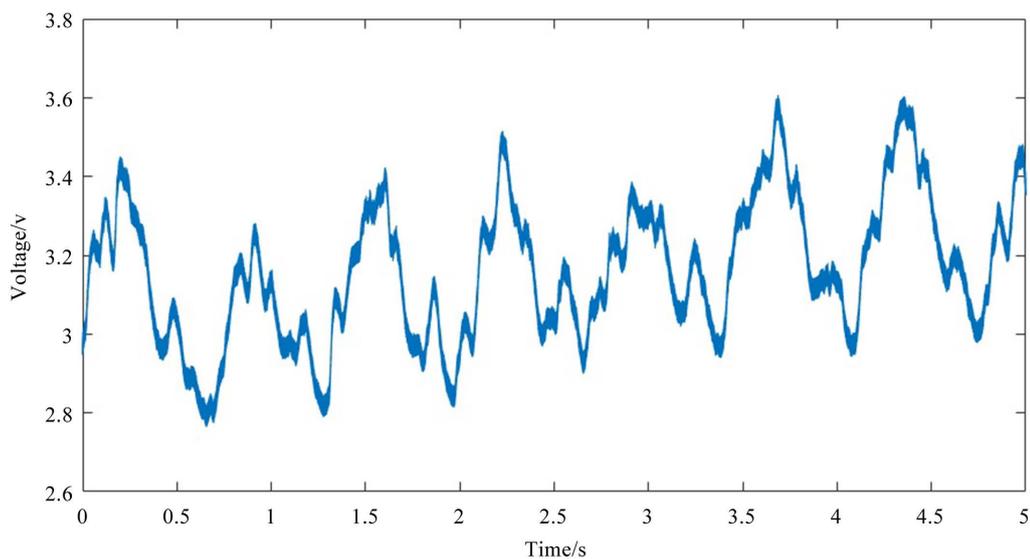


Figure 13. Raw voltage waveform
图 13. 原始电压波形图

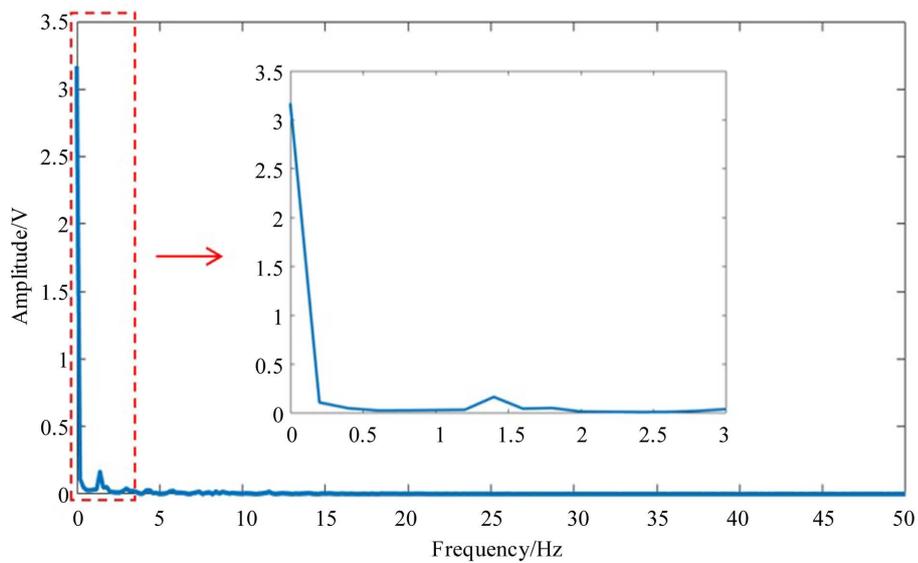


Figure 14. Spectrogram of the original pulse wave signal
图 14. 原始脉搏波信号的频谱图

对其进行 FFT 计算，得到原始脉搏波信号的频谱图，如图 14 所示。

观察图 14 可以看到脉搏波信号的能量主要集中在 2 Hz 以下，符合文献中介绍的脉搏波的频谱范围，进一步验证前文所述带通滤波电路的有效性。另外，观测到频谱图中显示有较多直流信号，测试后发现其来自于传感器被施加外力贴紧皮肤时产生的应变。

接下来对原始脉搏波信号进行数字滤波处理，使用中心频率间距法确定分解数量，遍历分解数量为 2 到分解数量为 12，分别计算得到中心频率的最小间距。发现分解数量从 6 开始，最小间距基本不变，确定分解数量为 6。对原始信号进行变分模态分解，随后求得不同的 IMF 分量与原信号的相关系数，发现 IMF 分量 1 与原信号的相关系数最高，且远大于其余 IMF 分量与原信号相关系数，如表 3 所示。故选择 IMF 分量 1 作为后续进行处理的信号，且该信号在 VMD 作用下已消除趋势项。得到 IMF 分量 1 的信号图，如图 15 所示。

Table 3. Correlation coefficient between the decomposed component and the original signal
表 3. 分解后的分量与原信号相关系数

名称	相关系数
IMF 分量 1	0.9976
IMF 分量 2	0.0153
IMF 分量 3	0.0200
IMF 分量 4	0.0374
IMF 分量 5	0.0466
IMF 分量 6	0.0288

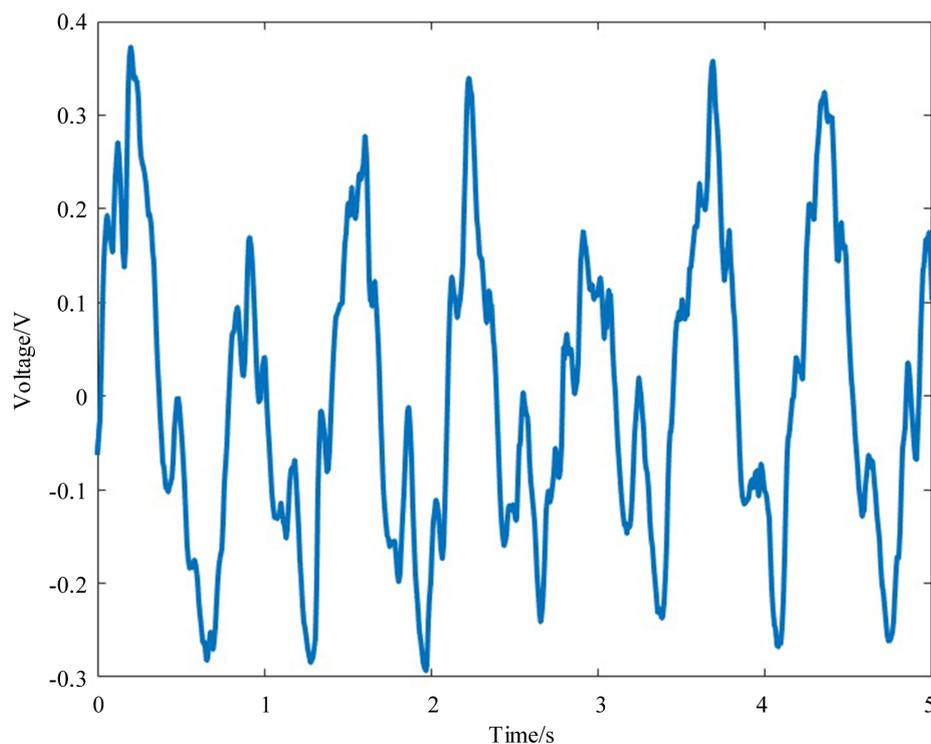


Figure 15. IMF component 1 signal diagram

图 15. IMF 分量 1 信号图

对通过变分模态分解后的脉搏波信号 IMF 分量 1 进行滑动滤波, 由于采样频率为 100,000 Hz, 本文设置时间跨度为 0.0001s, 故滑动滤波的长度为采样频率与时间跨度的乘积, 即 $L = 1000$ 。最终得到的脉搏波波形图如图 16 所示。

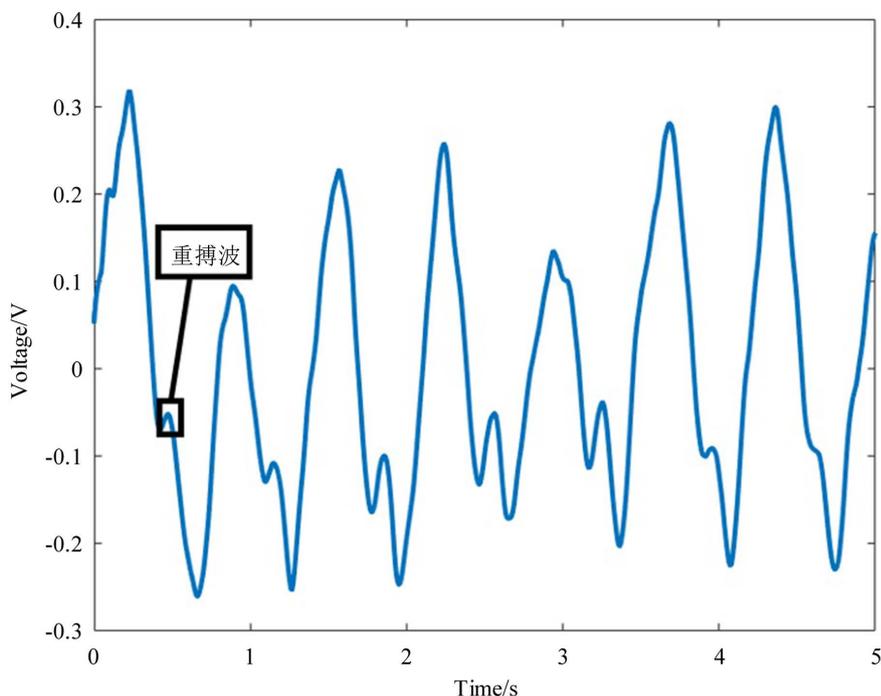


Figure 16. Pulse wave signal after sliding filter processing
图 16. 滑动滤波处理后的脉搏波信号

由上图可知, 脉搏波信号的毛刺基本被消除, 且能够较好地反映脉搏波信号的特征, 可以清晰地观察到升支、重搏波与潮波现象, 脉搏频率约 72 次/分钟。本次实验一共采集 72 组数据, 使用简单的阈值判定对脉率进行统计, 并与荣耀手环 7 标准款(FLA-B19)、医用脉搏血氧仪(BXS231)的测量结果进行对比, 记录本文方法测量的脉率、荣耀手环测量的脉率、医用脉搏血氧仪测量的脉率。以医用脉搏血氧仪测量的脉率作为基准值, 得出与本文方法测量的脉率的偏差率, 部分统计结果如表 4 所示。

Table 4. Selected pulse measurements
表 4. 部分脉搏测量结果

本文方法测量的脉率	手环测量的脉率	仪器测量的脉率	偏差率(%)
72.5	72.2	72.7	0.28
118.8	115.3	119.1	0.25
76.2	75.1	75.4	1.06

单位: 次/分钟。

观察上表可以得知, 本文方法测量的脉率与仪器测量的脉率相比, 平静状态下偏差较小、结果较为准确, 对于运动后脉率的测量存在一定误差, 推测为运动后手腕处汗液等对测量系统产生了一定的影响。且本文方法测量的脉率与手环测量的脉率相近, 说明本文提出的石墨烯基柔性传感器的便携性不弱于市面上的可穿戴设备。

本文选取 MIMIC II 开源数据库中的 200 例患者数据用于神经网络的训练, 其中 160 例患者数据作为训练集, 40 例患者数据作为测试集。同时本文采用改进的粒子群算法对神经网络中的学习率进行优化, 得到最优的学习率为 0.0152。图 17 为测试集的测试结果。

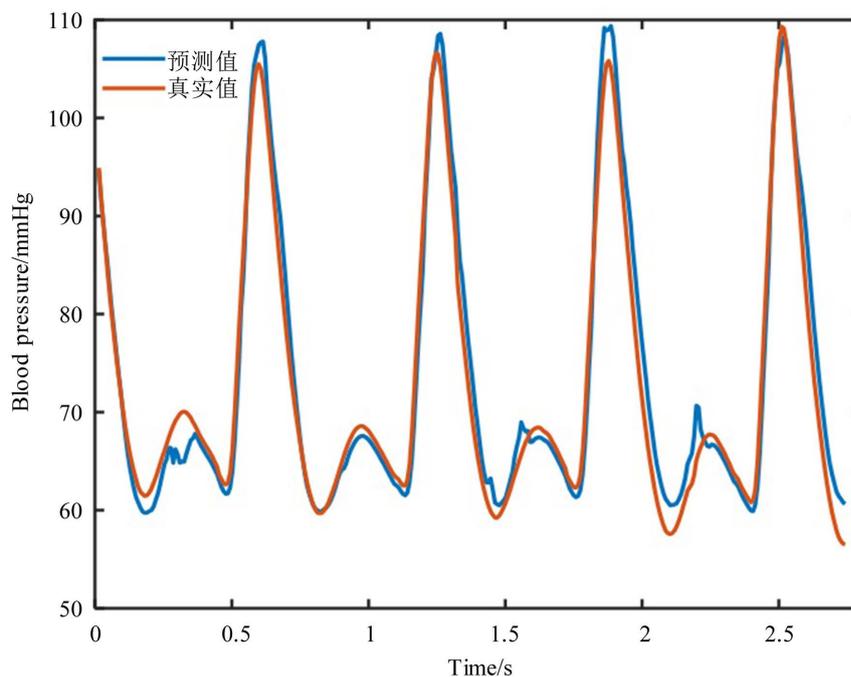


Figure 17. Neural network test results
图 17. 神经网络测试结果

由图 17 可知, 本文提出的神经网络得到的预测血压与真实血压接近, 训练效果较好, 通过计算可得收缩压的误差(MAE \pm SD)为(3.739 \pm 3.148) mmHg, 舒张压的误差(MAE \pm SD)为(1.110 \pm 1.141) mmHg。由此说明神经网络由脉搏波预测血压方案的可行性。将测得的脉搏波进行特征提取和归一化后输入神经网络, 得到预测的收缩压和舒张压, 同时采用子卿臂式电子血压计得到真实的收缩压和舒张压, 部分结果如表 5 所示。

Table 5. Selected blood pressure measurements

表 5. 部分血压测量结果

	测试人员	预测值	仪器实测值	偏差率(%)
1	收缩压	111.3	108	3.06
	舒张压	65.2	63	3.49
2	收缩压	118.4	114	3.86
	舒张压	68.7	66	4.09
3	收缩压	112.7	110	2.45
	舒张压	65.8	64	2.81

单位: mmHg。

由表 5 可知, 本文提出的基于改进粒子群算法的 BP 神经网络能够准确预测血压, 收缩压的最大误

差为 4.4 mmHg, 偏差率最大为 3.86%, 舒张压的最大误差为 2.7 mmHg, 偏差率最大为 4.09%。通过本文的神经网络得到的血压偏差小于 5 mmHg, 表明模型预测具有较高准确性。

6. 结论

本文主要分析了脉搏波的形成机理与石墨烯柔性传感器应变测量的原理, 提出利用石墨烯基柔性传感器实现人体脉搏波的测量。针对石墨烯基柔性传感器脉搏波信号特点, 设计了一套基于 AD623 仪表放大器的信号调理电路。分析了脉搏波信号的时域与频域特点, 对石墨烯基柔性传感器信号的数字滤波方法展开了针对性设计和实现, 提出了一种融合变分模态分解与平滑滤波的脉搏波信号处理算法。通过仿真和实验对数字滤波算法进行了测试, 结果表明数字滤波算法能够进一步提升信号的信噪比, 对叠加了高频噪声的脉搏波信号可以起到良好的滤波效果, 增强了脉搏波的有用信号特征。

搭建了基于石墨烯基柔性传感器的人体脉搏波测量系统, 对实际人体脉搏波进行了实验测试。实验表明, 本文所提出的技术方案能够有效、准确地实现脉搏波的测量, 调理后的脉搏波信号能清晰地观测到脉动、潮波和重搏波等特征, 证明了所提出的基于石墨烯基柔性应变传感器的脉搏波测量方法的可行性。

构建了基于改进粒子群算法优化的 BP 神经网络, 对人体血压实现预测。实验表明, 本文所构建的神经网络能够准确实现由脉搏波到血压的预测, 进而可以更加直观地得知人体的生理特征。

基金项目

2023 年国家级大学生创新创业项目(202310338048); 2024 年浙江省大学生科技创新活动计划(新苗人才计划)项目(2024R406A033)。

参考文献

- [1] 吴育东. 基于光电容积脉搏波特征的血压测量方法及系统研究[D]: [硕士学位论文]. 福州: 福州大学, 2017.
- [2] 黄楚明. 颈-脑动脉脉搏波速度的测量和相关临床研究[D]: [硕士学位论文]. 广州: 广州医科大学, 2012.
- [3] 姚瑞晗, 张榆锋, 陈龙, 等. 基于脉搏波的血压测量相关特征参数辨识[J]. 医疗卫生装备, 2016, 37(1): 5-7.
- [4] 张鹿尧. 肱踝脉搏波速度与老年人颈动脉斑块形成的相关性研究[D]: [硕士学位论文]. 福州: 福建医科大学, 2020.
- [5] Osawa, Y. and Dohi, T. (2022) Extraction and Evaluation of Discriminative Indexes of the Wearing Condition for High-Precision Blood Pressure Pulse Wave Measurement. *Micromachines*, **13**, Article 679. <https://doi.org/10.3390/mi13050679>
- [6] Roh, D., Han, S., Park, J. and Shin, H. (2019) Development of a Multi-Array Pressure Sensor Module for Radial Artery Pulse Wave Measurement. *Sensors*, **20**, Article 33. <https://doi.org/10.3390/s20010033>
- [7] 李明月, 尚玉栋, 贺江平, 等. 石墨烯材料在柔性传感器中的应用研究[J]. 针织工业, 2023(6): 9-13.
- [8] 刘强. 石墨烯基应变传感器的制备及其应用研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 清华大学, 2017.
- [9] 张庆, 李硕, 刘贵民, 等. 石墨烯基柔性可穿戴传感器: 制备、应用与展望[J]. 硅酸盐学报, 2022, 50(7): 1800-1809.
- [10] Meng, S.S., Liu, Y.M., Wang, L., et al. (2021) Graphene-Based Flexible Sensors for Simultaneous Detection of Ascorbic Acid, Dopamine, and Uric Acid. *Frontiers in Bioengineering and Biotechnology*, **2021**, Article 726071.
- [11] Xu, R., Wang, D., Zhang, H., Xie, N., Lu, S. and Qu, K. (2017) Simultaneous Detection of Static and Dynamic Signals by a Flexible Sensor Based on 3D Graphene. *Sensors*, **17**, Article 1069. <https://doi.org/10.3390/s17051069>
- [12] 樊彦艳. 基于石墨烯和 Mxene 的柔性传感器关键技术和应用研究[D]: [博士学位论文]. 北京: 北京有色金属研究总院, 2020.
- [13] 杨云龙, 杨海马, 赵晨阳, 等. 脉搏波信号预处理方法研究[J]. 测控技术, 2023, 42(7): 65-72.
- [14] 曹俊魏, 程云章. 基于脉搏波信号的非创血压测量的研究进展与展望[J]. 生物医学工程研究, 2021, 40(2): 220-

224.

- [15] 费兆馥. 现代中医脉诊学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2003.
- [16] Selmene, N., Blayac, S., Muller, M. and Abib, G. (2016) Innovative Large Area Touch Sensor: Design and Tests of a Compact Acquisition System. 2016 *IEEE Sensors Applications Symposium (SAS)*, Catania, 20-22 April 2016, 1-6. <https://doi.org/10.1109/sas.2016.7479868>
- [17] 乔爱科, 伍时桂. 动脉中的脉搏波理论[J]. 生物医学工程学杂志, 2000(1): 95-100+106.
- [18] Wilkinson, I.B., Hall, I.R., MacCallum, H., Mackenzie, I.S., McEniery, C.M., van der Arend, B.J., *et al.* (2002) Pulse-wave Analysis. *Arteriosclerosis, Thrombosis, and Vascular Biology*, **22**, 147-152. <https://doi.org/10.1161/hq0102.101770>
- [19] Van Bortel, L.M., Laurent, S., Boutouyrie, P., Chowienczyk, P., Cruickshank, J.K., De Backer, T., *et al.* (2012) Expert Consensus Document on the Measurement of Aortic Stiffness in Daily Practice Using Carotid-Femoral Pulse Wave Velocity. *Journal of Hypertension*, **30**, 445-448. <https://doi.org/10.1097/hjh.0b013e32834fa8b0>
- [20] Dragomiretskiy, K. and Zosso, D. (2014) Variational Mode Decomposition. *IEEE Transactions on Signal Processing*, **62**, 531-544. <https://doi.org/10.1109/tsp.2013.2288675>