

柔性传感器智能脉诊系统信号采集处理技术

王世丹¹, 许红^{1,2}, 付红波¹, 丁付阳¹, 吴大明^{1,2}

(1. 北京化工大学塑料机械与塑料工程研究所, 北京 100029; 2. 高分子材料加工装备教育部工程研究中心, 北京 100029)

摘要: 脉搏诊断仪器的研发和使用为传统中医的智能诊断提供了客观基础, 但现有的脉搏诊断设备没有考虑采集部位(寸、关、尺)与压力(浮、中、沉)共同作用时对诊断结果的影响, 诊断精度仍有提升空间。为了更加准确地识别脉象, 本文提出了一种基于柔性传感器的智能脉诊系统和相应的脉搏信号处理方法。在寸、关、尺采集部位安装3个阵列柔性传感器, 通过设置浮、中、沉不同压力阈值, 获取多组脉象信号, 接着提取信号特征, 并基于多重集典型相关分析(Multi-set canonical correlations analysis, MCCA)方法对多通道特征进行融合, 以获得更多脉搏信息。实验结果表明, 本文所提方法在4种典型脉象分类中, 脉象分类准确度得到进一步提升。本文设计的采集部位、压力相结合的脉象感应方法可以模拟还原中医诊断过程, 有助于提取真实的脉搏信号, 为后续基于柔性传感器的智能脉搏诊断设备的研发提供了理论基础和参考价值。

关键词: 聚合物基柔性阵列传感器; 脉象感知; 多重集典型相关分析特征融合; 脉象信号

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Signal Acquisition and Processing Technology of Flexible Sensor Intelligent Pulse Diagnosis System

WANG Shidan¹, XU Hong^{1,2}, FU Hongbo¹, DING Fuyang¹, WU Daming^{1,2}

(1. Institute of Plastic Machinery and Plastic Engineering (IPME), Beijing University of Chemical Technology, Beijing 100029, China; 2. Engineering Research Center for Polymer Processing Equipment, Ministry of Education, Beijing 100029, China)

Abstract: The development and application of pulse diagnostic instruments provide an objective basis for the intelligent diagnosis of traditional Chinese medicine. However, the existing pulse diagnostic instruments do not consider the influence of the collection region (Cun, Guan, Chi) and pressure (Fu, Zhong, Chen) on the diagnostic results, and there is still room for the improvement of the diagnostic accuracy. In order to recognize pulse condition more accurately, this paper presents an intelligent pulse diagnosis system based on flexible sensors and the corresponding pulse signal processing method. By installing three array flexible sensors at the collection region of Cun, Guan and Chi and setting different pressure thresholds of Fu, Zhong and Chen, multiple pulse signals are obtained. Signal features are then extracted, and multi-channel features are integrated based on multi-set canonical correlations analysis (MCCA) to get more pulse information. Experimental results show that the proposed method can further improve the accuracy of pulse condition classification in four typical pulse types. The multi-point pulse

condition induction designed in this paper based on two aspects of region and pressure can simulate and restore the real Chinese medicine diagnosis process and help to extract real pulse signals, providing a theoretical basis and reference value for the subsequent research and development of intelligent pulse diagnosis instruments based on flexible sensors.

Key words: polymer-based flexible array sensor; pulse image perception; multi-set canonical correlations analysis (MCCA) feature fusion; pulse signal

引 言

传统中医诊断中的脉诊是一种基于触觉感知脉搏、心率跳动规律的诊断方法,随着传感器技术和信息技术的发展,数据化和智能化被引入到中医诊断领域,提高了中医脉诊的科学性和准确性。合适的脉诊传感器和脉搏信号处理方法是保证脉诊准确度的基石^[1]。近年来,脉诊传感器和脉搏信号处理方法的研究层出不穷,单一传感器的信号采集和处理已经较为成熟,研究趋势逐渐转变到传感器阵列的信号采集和处理上。光电脉搏传感器^[2]、阵列式传感器^[3-6]、柔性传感器^[7]等的研究在解决模拟中医脉诊寸、关、尺不同部位以及传感器与人体皮肤的贴合性等问题上已经取得一定的成效,但目前脉诊传感器的研究重点集中在传感器本身的精度、性能等方面,与中医“三部九候”脉诊的实际情况结合不够。在信号处理方面,Wang等^[8]提出一种将压力传感器和光电传感器阵列相结合的信号采集方法,并设计优化算法对多通道传感器特征进行融合,应用于健康和非健康病例的分类中,准确度达到91.6%;臧瑾^[9]提出自适应判别型广义多重集典型相关分析方法,对“寸+关+尺”三通道特征进行融合,在糖尿病病例的分析中判别精度达到93.75%;张诗雨等^[10]基于随机森林算法,对多路信号的大量复杂特征进行降维,对平、实、弦、滑这4类脉象进行分类,准确率提高了10%以上;章云霖^[11]结合可穿戴设备,设计压力传感器阵列实现多脉位、多维度的脉象信号检测,提出多维脉象曲面分析方法,并用LabVIEW进行模拟验证;卫佳骏^[12]选用压阻式传感器采集脉搏信号,并将局部均值分解(Local mean decomposition, LMD)方法运用于脉象信号处理,脉诊平均准确率可达93.75%;陈星池等^[13]提出一种极限学习机脉象识别方法,采用支持向量机(Support vector machine, SVM)的分类准确度达到92.60%。虽然这些方法在一定程度上模拟了中医脉诊中的“三部”^[14],即考虑到寸、关、尺采集部位的影响,但对于“浮、中、沉”采集压力和采集部位结合的研究较少,不能完全模拟中医的三指诊断和还原中医对患者脉搏诊断的过程。

本文设计了基于柔性传感器的可视化智能脉诊系统,该系统综合考虑信号采集部位与压力共同作用时对诊断结果的影响,以提高诊断精度。对多路信号分别进行特征提取,通过多重集典型相关分析(Multi-set canonical correlations analysis, MCCA)多通道特征融合的信号处理方法得到能够反映脉象的新特征集,进而对脉象进行识别。本文提出的智能脉诊系统和信号处理方法更准确地模拟中医诊断过程,为后续基于柔性传感器的智能脉搏诊断设备的研发奠定了理论基础。

1 基于聚合物基柔性传感器智能脉诊系统的构成

图1展示了智能脉诊系统的构成。该系统包括以聚合物柔性传感器和压力传感器作为脉搏诊断的感应区、加压驱动区、信号采集区和上位机。

感应区由薄膜压力传感器和3个具有脉搏信号采集功能的聚合物基柔性传感器阵列构成。聚合物基柔性传感器以聚氨酯丙烯酸酯(PUA)材料为基底,通过微电子打印机(MP1100)将电银墨水(Ag)打

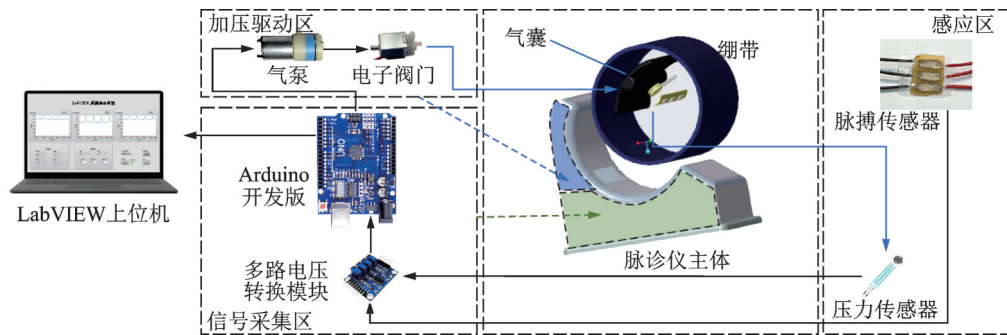


图1 基于柔性传感器智能脉诊系统示意图

Fig.1 Schematic diagram of intelligent pulse diagnosis system based on flexible sensor

印到基底上,形成3个电阻式PUA/Ag阵列柔性传感器^[15],其3个电阻传感器的相对位置分别对应人体脉搏的寸、关、尺部位,如图2所示,其优点是具有轻薄、柔软、体积小、与人体皮肤亲和性好等使用性能,同时具有高灵敏度、低滞后、可重复性等感知性能。薄膜压力传感器选用RP-C5-ST薄膜压力传感器,用于测量气囊施加的压力,感应设定的浮、中、沉不同脉象对应的压力阈值。为了避免采集信号的失真,需要对柔性传感器进行标定,包括静态标定和可重复性测试。静态标定主要的步骤为:指定不同的标准压力作用于传感器,获取此时相应的传感器输出电压,形成静态标定曲线;重复性测试^[15]主要以循环施加应力的方式实现,通过多次循环拉伸释放作用于传感器的应力,查看响应结果曲线。

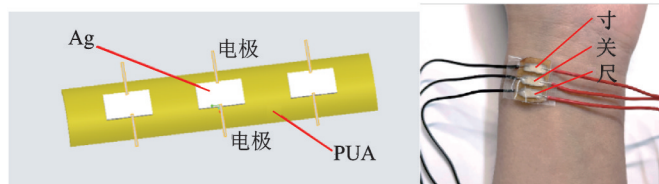


图2 传感器结构示意图与实物图

Fig.2 Structural and physical diagrams of sensors

当施加一定压力(浮、中、沉分别对应不同的压力)使传感器贴近皮肤,随着寸、关、尺部位脉搏跳动发生微小形变,聚合物基阵列式柔性传感器对应的3个电阻式传感器产生相应的伸缩变化,导致传感器阻值发生变化,配合载荷采集放大电路和多路电压转换模块转换为电信号,传入到信号采集区。

加压驱动区由气囊和加压泵(370电机舵机式微型真空泵)构成。聚合基柔性阵列传感器和薄膜压力传感器安装于气囊内,当设定不同压力阈值时,由薄膜压力传感器测量反馈给加压驱动区,驱动气泵达到给定浮、中、沉3种压力值时,柔性传感器采集相应部位的脉搏压力输出值。信号采集区包括Arduino uno r3控制器和多路电压转换模块,通过控制器控制脉搏感应区与加压区协调运行,获得浮、中、沉3种不同的压力下寸、关、尺3个部位的9组脉搏数据,控制器再将采集到的脉搏数据通过串口通讯的方式传输到上位机处理。脉搏数据由Python实现,经过数据预处理、特征提取、特征融合和脉象判别等步骤,得到脉象结果。对应的通道分类、脉搏波形和脉搏数据等信息通过LabVIEW软件实现可视化。

设置浮、中、沉这3种压力分别为 a 、 b 和 c ,通过气泵给气囊加压,当薄膜压力传感器测得的值分别达到所设定的浮、中、沉压力阈值时,启动数据采集指令,采集3个位置的脉搏信号,数据采集流程如图3所示。中医在诊断中依靠主观感受浮、中、沉的压力,并没有规定具体的数值,本文对取脉压力的确定参考文献^[16-18]的研究,将浮、中、沉脉压分别设定为75克、150克和225克。

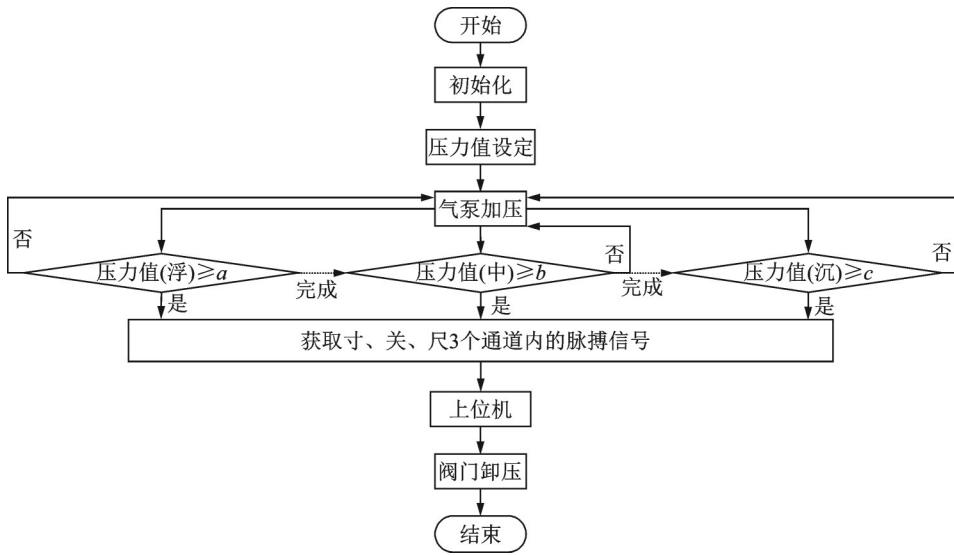


图3 脉诊系统运行流程图
Fig.3 Processing flowchart of pulse diagnosis system

2 多通道脉搏信号提取特征及特征融合

人体脉搏信号是一种低频信号,采样时容易受到周围电磁场环境和人体自身动态不定等多种噪声的干扰。为准确还原脉搏信号,需对采集到的原始数据进行预处理,再进行多通道脉搏信号特征提取与特征融合,处理流程如图4所示。数据预处理包括脉搏信号滤波、消除基线漂移、周期分割和信号归一化处理,接着提取9个通道脉搏数据的特征,基于MCCA方法对9组脉搏信号特征进行融合,融合获得新的脉搏特征,最终通过SVM等识别算法,判别得到最终脉象。

2.1 单通道数据处理分析

通过对脉搏信号的分析,确定采样频率为35 Hz、采集时长为15 s的稳定脉搏信号,其信号幅值和信号频谱分析结果如图5所示。图5(a)中采样信号幅值分布在450 mV到550 mV

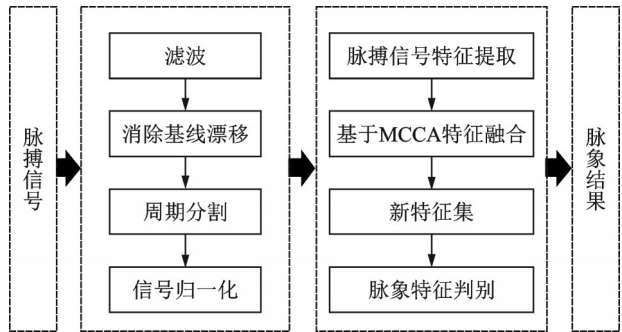


图4 脉搏信号处理流程图
Fig.4 Pulse signal processing flow

之间,相当于在0 mV上叠加一个0 Hz的直流分量,在0 Hz处能量幅值很大,该频率成分需剔除。从图5(b)可以看出采样信号的能量主要分布在中频段,在低频带(0~1 Hz)和高频段(>8 Hz)能量分布几乎为零,在0 Hz左右能量幅值较大。通常人体脉搏的频率范围在10 Hz以下,综合上述分析结果,为充分保留脉搏信号成分,消除噪声对脉搏信号的影响,需保留信号的中频段频率成分,本系统采用巴特沃斯带通滤波器^[19],设置通频带为0.75~8 Hz。该滤波器具有在带阻频带上逐步衰减的特点,且滤波器阶数越高,在截止频率处衰减越快。经过采集验证,滤波器阶数设置为8时,脉搏信号滤波效果最好。

图5(a)和(b)也展示了滤波前后信号的时域、频域信号对比结果。由图中可以看出经过滤波处理后,采样信号中高频成分被有效过滤,信号更加平滑,由于低频成分的滤除,采样信号幅值下移,分布在-20到20之间。脉搏信号在采集过程中容易受到采样电路的影响产生基线漂移,需要消除基线漂移,并将每组数据内的信号进行周期分割,周期分割后脉搏信号如图6所示。

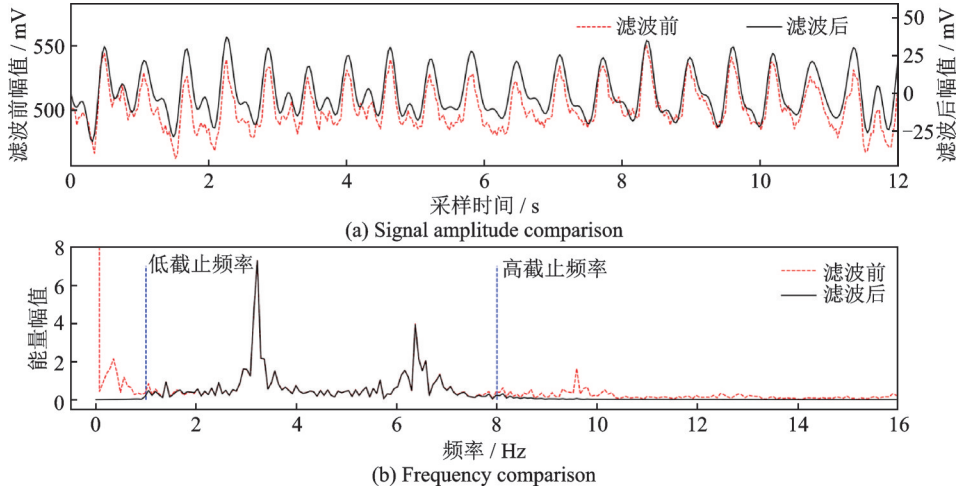


图5 滤波前后信号及频率对比图

Fig.5 Signal amplitude and frequency comparison before and after filtering

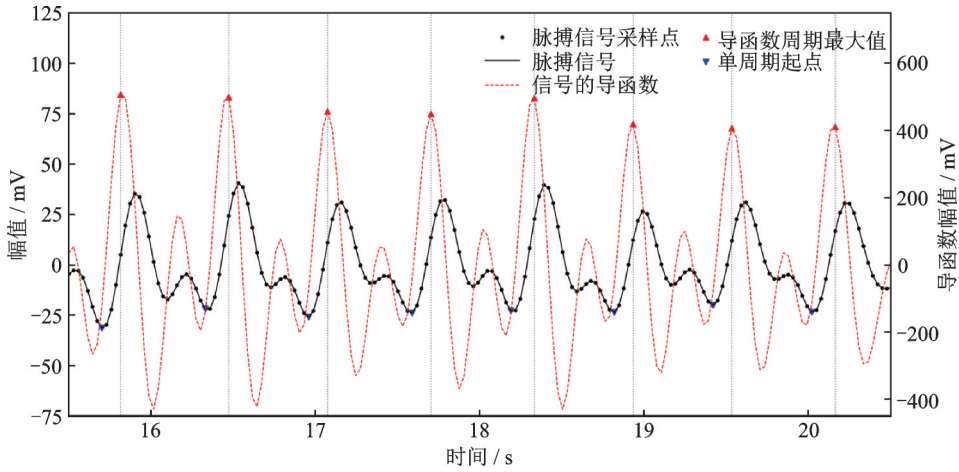


图6 单通道数据周期分割

Fig.6 Single-channel data period segmentation

对周期分割后的脉搏信号进行归一化处理,得到能够代表该组数据的脉搏周期信号。采集过程中由于手臂的轻微摆动或者环境影响,会出现过长或过短的周期信号,因此需要剔除信号内过长和过短的周期信号,并将分割后长度均匀的脉搏信号进行旋转。归一化处理后,平均脉搏周期信号后的结果如图7(a)所示。

分割后的单周期脉搏信号中包含在数据采集过程中因环境影响所导致的无关单周期信号,如图7(a)所示,所包含无关单周期信号越多,对最终得到的平均脉搏周期信号影响越大。利用皮尔逊(Pearson)相关系数对无关单周期信号进行剔除。将分割出的第 m 个周期信号内的样本数据设为 $X_m = [x_{m1}, x_{m2}, \dots, x_{mn}]$, 平均脉搏周期信号的样本数据设为 $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$, 则皮尔逊相关系数表达式为

$$r_m = \frac{\sum_{i=1}^n (x_{mi} - \bar{x}_m)(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_{mi} - \bar{x}_m)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

将 $r_m \leq 0$ 的无关单周期信号进行剔除,再求出最终平均脉搏周期信号的结果如图 7(b)所示。无关单周期信号的剔除能提高单通道脉搏信号的准确性,有利于后续多通道特征融合。

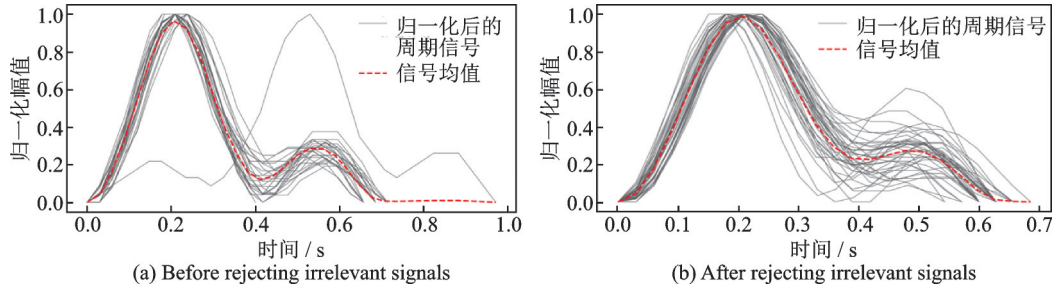


图7 平均脉搏周期信号

Fig.7 Average of pulse period signal

2.2 多通道特征提取与特征融合

脉搏信号采集时,不能保证每个通道采集的数据效果都较好,因此在进行多通道特征提取前,需要剔除采集效果较差的通道,保证提取的特征具有代表性,采集效果的好坏用集中度度量。对于单通道信号,分割出的周期片段内信号越集中,拟合得到的平均脉搏周期信号就越能表征该通道的特征,该通道的采集效果也越好。将单个通道周期信号分割出的 n 个周期片段样本数据,分别与平均脉搏周期信号计算相关性 r ,计算出 $r > 0.9$ 的周期片段的占比,占比越高表明该通道信号越集中,如图 8(b)周期信号片段比图 8(a)更集中。设相关性 $r > 0.9$ 的周期片段数为 m ,则该通道的集中度表示为

$$CR = \frac{m}{n} \times 100\% \quad (2)$$

保留集中度高的通道,即剔除 $CR < 1$ 的通道,保留 $CR = 1$ 的通道,经过剔除,最终的通道数为 D 。

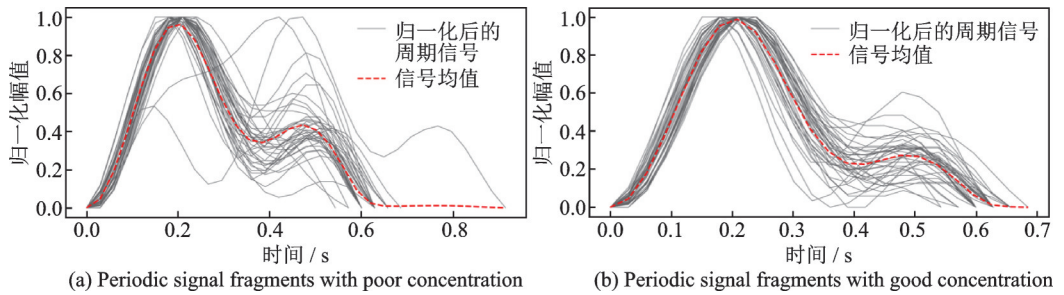


图8 单通道内周期信号片段集中度对比

Fig.8 Comparison of concentration for periodic signal fragments in a single channel

对保留通道拟合出的周期信号进行特征提取,提取每个通道的 Gabor 特征 F_{Gi} 、主成分分析(Principal component analysis, PCA) 特征 F_{Pi} 、短时傅里叶变换(Short time Fourier transform, STFT) 特征 F_{Si} ^[20]。Gabor 特征可以很好地描述脉搏信号局部信息,如主峰、潮汐波;PCA 特征包含了信号的周期性和非周期性特征;用于时频分析的 STFT 特征,描述了平均周期信号的局部频率信息。利用 MCCA^[21] 分别对 D 个通道提取的 3 种特征进行融合,得到能够表征人体脉搏信号的新特征集 F 。该特征融合了寸、关、尺 3 个部位在浮、中、沉 3 种压力下的脉搏信号特征, F_G 表示融合后的 Gabor 特征、 F_P 表示融合后的 PCA 主成分分析特征、 F_S 表示融合后的 STFT 特征,则 F 可表示为

$$F = \{F_G, F_P, F_S\} \quad (3)$$

其中

$$F_G = f_{\text{MCCA}}(F_{G1}, F_{G2}, \dots, F_{GD}) \quad (4)$$

$$F_P = f_{\text{MCCA}}(F_{P1}, F_{P2}, \dots, F_{PD}) \quad (5)$$

$$F_S = f_{\text{MCCA}}(F_{S1}, F_{S2}, \dots, F_{SD}) \quad (6)$$

由于多个通道采集到的信号具有相似性,存在冗余信息,受典型相关分析(Canonical correlation analysis, CCA)算法启发,采用MCCA分析多个通道的相关性,对多个通道的特征进行融合。对于Gabor特征、PCA主成分分析特征和STFT特征,可通过多维向量描述,记作

$$G_i = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iN}] \quad (7)$$

$$P_i = [p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iN}] \quad (8)$$

$$S_i = [s_{i1}, s_{i2}, \dots, s_{iN}] \quad (9)$$

式中 G_i, P_i, S_i 表示第 i 个通道3种特征的向量描述。以Gabor特征为例介绍多通道特征融合过程,设从 D 个通道提取的Gabor特征集为 $G = \{G_1, G_2, \dots, G_D\}$, $g_{ij} \in G_i$,第 i 个通道的Gabor特征维数为 m_i ($i = 1, 2, \dots, D$),使用MCCA算法分析 D 个通道之间的相关性,则MCCA算法表达式为

$$J_{\text{MCCA}}(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_D) = \frac{\sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \alpha_i^T G_i G_j^T \alpha_j}{\sqrt{\sum_{i=1}^D \alpha_i^T G_i G_i^T \alpha_i}} \quad (10)$$

令 $\sum_{i=1}^D \alpha_i^T G_i G_i^T \alpha_i = 1$,进而转化为求解最大值问题

$$\begin{cases} \max_{\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_D} \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^D \alpha_i^T G_i G_j^T \alpha_j \\ \sum_{i=1}^D \alpha_i^T G_i G_i^T \alpha_i = 1 \end{cases} \quad (11)$$

使用MCCA融合特征具体过程,以Gabor特征为例,算法如下:

(1)训练集和验证集数据划分

各通道Gabor特征表示为 $G_i = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{ik}]$ (第 i 个通道的Gabor特征为 k 维),取 m 组脉搏信号样本,随机抽取80%样本数据作为训练集,其余20%样本数据作为验证集。

(2)MCCA模型训练

使用训练集训练MCCA模型,MCCA算法原理为在多组随机变量中选择若干个具有代表性的典型变量,用这些典型变量的相关关系(线性组合)表示原来多组变量的相关关系,模型训练即训练这些线性组合的系数。使用验证集评价模型的准确度,通过设置模型精度阈值选择出最终模型,训练好的模型可在后续步骤直接使用。

(3)融合单类型特征

设从脉搏信号最终筛选出 D 个满足集中度准则的通道,多通道Gabor特征输入模型后,首先计算出使得各通道相关性最大的典型特征 g'_{i1} ,并获得此时的相关系数 r_1 ,接着重复计算使得各通道相关性次大的典型特征 g'_{i2} ,获得此时的相关系数 r_2 ,重复上述流程,直到计算出 m 个典型特征 g'_{im} ,则多通道的特

$$\text{征 } G_i = [g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{ik}] (i = 1, 2, \dots, D) \text{ 融合为 } G' = \left[\frac{\sum_{i=1}^D g'_{i1}}{D}, \frac{\sum_{i=1}^D g'_{i2}}{D}, \dots, \frac{\sum_{i=1}^D g'_{im}}{D} \right]。$$

按照相同的算法,将多个通道的PCA特征、STFT特征按照上述步骤处理,得到融合的PCA特征 P' 、STFT特征 S' ,拼接之后的特征 $[G', P', S']$ 为最终特征,即最终融合的特征 F 为

$$F = [G', P', S'] \quad (12)$$

3 实验结果及验证

设置采样频率为35 Hz,采集受试者在浮、中、沉3种压力下寸、关、尺3个部位的9组脉搏数据。首先选取脉搏平稳后15 s的脉搏信号数据,进行预处理后,再分别提取脉搏信号Gabor特征、PCA特征和STFT特征,特征维数分别为300、280和120;接着应用上述特征融合方法,得到该受试者的最终脉搏信号特征,融合后特征维数为100;最后应用层次支持向量机对脉象进行分类,分类结果在LabVIEW编写的上位机软件中展示,如图9所示。

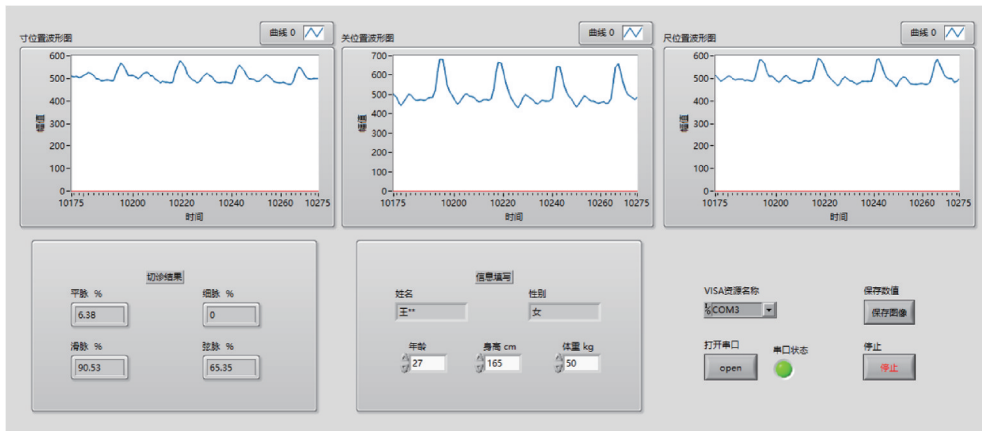


图9 脉搏信号实测结果

Fig.9 Pulse signal experimental results

为验证文章所提方法的有效性,以平脉、滑脉、细脉和弦脉4种典型脉象为研究对象,设计3个验证实验。实验设计整体思路为:实验1采集试验台模拟出的脉搏信号,主要验证所提方法的正确性,即证明所提方法能够有效识别4种设定的脉象。模拟的信号脉象成分单一,且不能模拟人体自身状态变化对脉搏信号产生的影响,因此设计实验2,脉搏数据采集自北京化工大学师生,以验证所提方法在实际应用中是否具有普适性。为了对比本文方法较于现有方法的精度提升,设计实验3,实验3对比结果主要基于相应论文中的数据。

3.1 实验1

设计实验1用于验证基于MCCA的特征融合对4类脉象分类准确度的影响。具体步骤为:采用阵列传感器,按照文中的数据采集和处理方法,采集浮、中、沉3种压力下的脉搏数据,得到分类结果,计算分类准确度。作为对照,分别采集浮、中、沉3种压力下的脉搏数据,得到3种特征串行拼接,使用同样的分类方法进行分析得到分类结果。

实验1数据集A来自中医药大学研制的脉象模拟系统,该平台能够模拟28种人体常见脉象,集浮取、中取、沉取于一身,可用于实践和教学测试。共采集1 000例脉象数据,其中平脉、滑脉、细脉和弦脉4种脉象分别有250例。实验结果如表1所示。

从表1可以看出,平脉和滑脉在中压力下的分类结果较好,细脉和弦脉则在沉压力下分类结果较好。这是由于不同脉象的特点所致,平脉和滑脉和缓有力,脉搏信号幅值较大,波峰波谷分明,施加中

表1 数据集A的分类对比结果

Table 1 Classification results of dataset A

%

压力	脉象分类精度				平均准确度
	平脉	滑脉	细脉	弦脉	
压力1(浮)	73.20	70.40	65.20	59.60	67.10
压力2(中)	95.60	94.40	89.20	89.20	92.10
压力3(沉)	94.00	90.80	90.40	90.00	91.30
浮、中、沉融合	97.20	96.00	94.80	94.00	95.50

压力接近信号峰值,采集效果较好;细脉和弦脉绵软无力,脉搏信号幅值较小,采集信号时需要施加更大的压力,因此在沉压力下采集效果更好。经过多通道特征融合后,不同脉象的分类准确度均得到提升,平脉和滑脉分别从95.6%和94.4%提升到97.2%和96.00%,细脉和弦脉分别从90.40%和90.00%提升到94.8%和94.00%,细脉和弦脉的提升效果更为明显。这是由于经过融合后的特征,同时包含了浮、中、沉3种压力下的信号特征,并提取出不同压力下的主成分特征,融合的特征更能表征脉搏信号,分类效果更好。

3.2 实验2

实验2进一步验证脉搏信号处理方法应用于真实场景的普适性。实验2步骤同实验1,但数据集B来自北京化工大学师生采集样本,包括平脉、滑脉、细脉和弦脉共120例,其中平脉、滑脉、细脉和弦脉4种脉象分别有30例数据。由于样本量较小,为了减少拟合和分类偏差,实验的模型准确度评价中利用K折交叉验证方法。将120例脉象数据分成5份,要求每一份中随机包含6例平脉、6例滑脉、6例细脉和6例弦脉。每次实验选择5份中的某一份作为验证集,其余作为训练集进行交叉验证,实验重复5次,取5次实验的平均值作为最终分类精度,实验结果如表2所示。

表2 数据集B的分类对比结果

Table 2 Classification results of dataset B

%

压力	脉象分类精度				平均准确度
	平脉	滑脉	细脉	弦脉	
压力1(浮)	66.67	63.33	60.00	56.67	61.67
压力2(中)	96.67	93.33	83.33	83.33	89.17
压力3(沉)	93.33	90.00	86.67	90.00	90.00
浮、中、沉融合	96.67	96.67	90.00	93.33	94.17

从结果中可以看出,实验1的分析结果仍然适用于实验2,但总体来看4种脉象分类准确度和平均准确度,数据集B的准确度低于数据集A,这是由于数据集B来自真实人体脉搏信号。人体的脉搏不能严格划分为某种脉象,而是由多种脉象成分构成,提取到的脉搏特征也是多种脉象特征的综合。数据集A取自标准的脉象,提取到的脉搏特征成分单一,在分类时表现较好。

3.3 实验3

实验3旨在和其他脉诊系统分类效果进行对比,对比结果如表3所示。卫佳骏^[12]选用压阻式传感器采集脉搏信号,并将LMD方法运用于脉象信号处理,运用LIBSVM(A library for support vector machines)分类,最终平均准确率为93.75%。陈星池等^[13]基于自主研发的近红外脉搏信号采集设备采集指尖脉搏,提出一种极限学习机脉象识别方法,并与SVM方法进行对比,文中采用SVM的分类准确度可达92.60%。相比于上述两种方法,本文提出的基于柔性传感器的智能脉诊系统和相应的脉搏信号处理方法平均分类准确度更高,达到94.17%,但在细脉和弦脉的分类效果并不能完全优于其他两种方法,这可能和选用的分类算法有关。

表3 本文方法与其他文献分类精度对比结果

Table 3 Comparison of classification accuracy between the proposed method and other literatures %

方法	传感器	采集方法	脉象分类精度				准确度
			平脉	滑脉	细脉	弦脉	
文献[12]	压阻式传感器	寸、关、尺	85.00	95.00	95.00	100.00	93.75
文献[13]	红外脉搏波传感器	指尖脉搏	92.37	93.25	91.43	89.46	92.60
本文	柔性阵列传感器	基于MCCA的寸关尺、 浮中沉特征融合	96.67	96.67	90.00	93.33	94.17

4 结束语

本文设计了基于柔性传感器的智能脉诊系统,将浮、中、沉采集压力与寸、关、尺采集部位相结合的脉搏信号采集方法更好地模拟实景中医诊断过程。基于MCCA提出多通道特征融合的信号处理方法,以提取更多的脉搏信息。最后设计实验验证脉诊系统和信号处理方法的有效性,实验结果表明,本系统能够很好地进行脉搏信号的采集和处理以及最终脉象结果的判定和可视化,在4种典型脉象的分类中,脉象分类较于其他方法准确度得到进一步提升。本文探索了更加贴合中医脉诊的脉搏信号采集处理方法,为后续基于柔性传感器的智能脉搏诊断设备的研发提供了理论基础和参考价值。

参考文献:

- [1] 毕锐宇, 赵云龙, 朱泉龙, 等. 中医脉诊数字化研究进展及发展趋势[J]. 传感技术学报, 2021, 34(4): 427-433.
BI Ruiyu, ZHAO Yunlong, ZHU Xiaolong, et al. Research progress on digitalization of pulse diagnosis of traditional Chinese medicine[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators, 2021, 34(4): 427-433.
- [2] HUANG J, LEE J, VOLLBRECHT J, et al. A high-performance solution-processed organic photodetector for near-infrared sensing[J]. Advanced Materials, 2020, 32(1): 1906027.
- [3] MILOSEVIC B, LEARDINI A, FARELLA E. Kinect and wearable inertial sensors for motor rehabilitation programs at home: State of the art and an experimental comparison[J]. BioMedical Engineering OnLine, 2020, 19(1): 1-26.
- [4] 于志峰, 武学润, 张海芳. 脉诊仪临床应用及研究进展[C]//第九次全国中西医结合诊断学术研讨会. 衡阳: [s.n.], 2015.
YU Zhifeng, WU Xuerun, ZHANG Haifang. Clinical application and research progress of pulse diagnostic instrument[C]// Proceedings of the 9th National Symposium on Diagnosis of Integrated Traditional Chinese and Western Medicine. Hengyang: [s.n.], 2015.
- [5] BOUTRY C M, KAIZAWA Y, SCHROEDER B C, et al. A stretchable and biodegradable strain and pressure sensor for orthopaedic application[J]. Nature Electronics, 2018, 1(5): 314-321.
- [6] YANG J C, MUN J, KWON S Y, et al. Electronic skin: Recent progress and future prospects for skin-attachable devices for health monitoring, robotics, and prosthetics[J]. Advanced Materials, 2019, 31(48): 1904765.
- [7] MA Y, LIU N, LI L, et al. A highly flexible and sensitive piezoresistive sensor based on MXene with greatly changed interlayer distances[J]. Nature Communications, 2017, 8(1): 1207.
- [8] WANG D, ZHANG D, LU G. An optimal pulse system design by multichannel sensors fusion[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2016, 20(2): 450-459.
- [9] 臧瑾. 阵列脉象信号融合分类方法研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2018.
ZANG Jin. Research on array pulse signal fusion and classification methods[D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2018.
- [10] 张诗雨, 杨珂, 夏春明, 等. 基于随机森林的脉象信号特征降维与分类研究[J]. 世界科学技术-中医药现代化, 2020, 22(7): 2418-2426.
ZHANG Shiyu, YANG Ke, XIA Chunming, et al. Research on feature reduction and classification of pulse signal based on random forest[J]. Modernization of Traditional Chinese Medicine and Materia Medica—World Science and Technology, 2020, 22(7): 2418-2426.

- [11] 章云霖. 面向脉象检测的柔性压力传感器阵列研究[D]. 苏州:苏州大学, 2020.
ZHANG Yunlin. Flexible pressure sensor array for pulse condition taking[D]. Suzhou: Soochow University, 2020.
- [12] 卫佳骏. 三路脉象采集系统和脉象识别技术研究[D]. 上海:华东理工大学, 2016.
WEI Jiajun. Three-channel pulse acquisition system and pulse recognition technology research[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2016.
- [13] 陈星池, 黄淑春, 赵海, 等. 基于极限学习机的中医脉象识别方法[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2017, 38(9): 1226-1229.
CHEN Xingchi, HUANG Shuchun, ZHAO Hai, et al. Recognition method of traditional Chinese medicine pulse conditions based on extreme learning machine[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science), 2017, 38(9): 1226-1229.
- [14] 李劭, 湛月, 袁柳, 等. 三点位同步测量中医脉诊机器人系统设计实现[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(26): 11220-11225.
LI Meng, ZHAN Yue, YUAN Liu, et al. Design and implementation of a three-point simultaneous pulse examination robotic system[J]. Science Technology and Engineering, 2021, 21(26): 11220-11225.
- [15] 盖晨辉. 电阻式 PUA/Ag 柔性传感器的微电子打印工艺及其性能研究[D]. 北京:北京化工大学, 2021.
GAI Chenhui. Study on microelectronic printing process and performance of resistive PUA/Ag flexible sensor[D]. Beijing: Beijing University of Chemical Technology, 2021.
- [16] 赵宇平, 刘聪颖, 王晶晶, 等. 中医寸关尺脉象与取脉压力的关系[J]. 中医杂志, 2010(5): 444-446.
ZHAO Yuping, LIU Congying, WANG Jingjing, et al. Relation between the pressures in taking pulses and the pulse manifestation in Cun Guan Chi regions[J]. Journal of Traditional Chinese Medicine, 2010(5): 444-446.
- [17] 奚唐敏. 数字化脉象信息获取和识别技术研究[D]. 杭州:中国计量大学, 2013.
XI Tangmin. Research on digital pulse information acquisition and recognition technology[D]. Hangzhou: China Jiliang University, 2013.
- [18] 王晶晶, 刘聪颖, 贾新红, 等. 脉象检测中最大取脉压力和人体耐受安全值的研究[J]. 辽宁中医杂志, 2010, 37(4): 582-584.
WANG Jingjing, LIU Congying, JIA Xinhong, et al. Research for the largest and safe pressure in the pulse testing[J]. Liaoning Journal of Traditional Chinese Medicine, 2010, 37(4): 582-584.
- [19] 金陈玲. 便携式三部脉象采集系统与脉象信号处理研究[D]. 上海:华东理工大学, 2019.
JIN Chenling. Research on portable three-channel pulse measurement system and pulse signal processing[D]. Shanghai: East China University of Science and Technology, 2019.
- [20] CHEN Y, ZHANG L, ZHANG D, et al. Computerized wrist pulse signal diagnosis using modified auto-regressive models[J]. Journal of Medical Systems, 2011, 35(3): 321-328.
- [21] JIANG Z, GUO C, ZANG J, et al. Features fusion of multichannel wrist pulse signal based on KL-MGDCCA and decision level combination[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 57: 101751.

作者简介:



王世丹(1994-),女,硕士,研究方向:中医脉诊信号采集处理, E-mail: wangshidun@163.com。



许红(1968-),通信作者,女,博士,副教授,研究方向:聚合物物性参数测试方法、工业过程系统的优化及自动化等, E-mail: xuhong@mail.buct.edu.cn。



付红波(1994-),男,博士研究生,研究方向:智能材料、聚合物加工成型技术。



丁付阳(1996-),男,硕士研究生,研究方向:介电弹性体发电。



吴大明(1957-),男,博士,教授,外籍院士,研究方向:聚合物基纳米复合材料制备工艺及装备、特种塑料管材成型等。

(编辑:王静)