

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2107955

基于优化脉搏波特征的无袖带血压检测方法^{*}

张 畅 陈 辉 郑秀娟
(四川大学电气工程学院 成都 610065)

摘要: 脉搏波蕴含着丰富的心血管功能信息,可用于无袖带血压检测。但光电容积脉搏波(PPG)信号易受噪声干扰,而血压检测的准确性依赖于高质量的PPG信号特征。由此,提出了一种集成现代信号处理技术与脉搏波特征参数分析的方法提高基于脉搏波的无袖带血压检测的精确性。首先,联合使用集合经验模态分解与信号质量检测算法抑制噪声干扰,重构有效PPG信号,从而保证PPG信号的波形和频率特征的有效性。采用脉搏波特征参数与个体参数,建立BP神经网络血压检测模型,并通过平均影响法进行特征选取,减少冗余特征,最后利用遗传算法对神经网络进行优化,得到最优的血压估计模型。实验结果显示,所提出的血压检测方法获得的收缩压和舒张压预测误差 ≤ 10 mmHg的百分比分别为93.1%和94.83%,其预测结果满足血压测量标准,可以有效实现无袖带血压检测。

关键词: 血压;脉搏波;特征参数;集合经验模态分解;信号质量检测;遗传算法

中图分类号: TP183;R318 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 310.61

Cuffless blood pressure measurement method using optimized PPG characteristics

Zhang Chang Chen Hui Zheng Xiujuan
(College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Photoplethysmography (PPG) signal, which contain abundant information related to blood pressure, can be used for cuffless blood pressure measurement. However, PPG signal is easily disturbed by noise, and the accuracy of blood pressure measurement depends on high quality characteristics of the PPG signal. Therefore, we propose a method integrating modern signal processing and pulse wave characteristic parameters analysis to improve the accuracy of cuffless blood pressure measurement based on PPG signal. Firstly, the effective PPG signal is reconstructed by combining ensemble empirical mode decomposition and signal quality detection algorithm to suppress noise interference, so as to ensure the validity of waveform and frequency characteristics of PPG signal. Combined these PPG characteristics and individual parameters, the BP neural network blood pressure measurement model is established. The method, called mean impact value, is used to select the parameters to reduce redundancy, then the genetic algorithm is used to optimize the neural network. Finally, we establish the final blood pressure measurement model. The experimental results show that the systolic and diastolic blood pressure measurement errors ≤ 10 mmHg are 93.1% and 94.83%, respectively, by using the proposed method. The results meet the blood pressure measurement standards and can effectively realize the cuffless blood pressure measurement.

Keywords: blood pressure; PPG signal; characteristic parameters; ensemble empirical mode decomposition; signal quality detection; genetic algorithm

0 引 言

血压是人体重要生理参数之一,血压的测量能够为医生对病人病情的诊断提供有价值的信息。定期血压测量有助于早期发现、预防和治疗与血压相关的疾病。血压表示

人体血管对血液运动的阻力,其大小取决于心脏的功能和血管特性,如血管的弹性和厚度。而这个压力的最大值代表收缩压(systolic blood pressure, SBP),最小值代表舒张压(diastolic blood pressure, DBP)。

按照测量方式的不同,血压测量方法可分为有创式测

收稿日期:2021-09-25

^{*} 基金项目:成都市重点研发支撑计划技术创新研发项目(2020-YF05-00056-SN)资助

量法和无创式测量法。有创式测量法的工作原理是将一根带有血压传感器的导管插入动脉部位(如桡动脉)测量动脉压力。有创式测量方法能够实现血压的连续测量,结果最为准确,被公认为血压测量的金标准,但是这种测量方式技术要求高,患者易受感染,难以推广使用^[1]。在临床实践中,无创袖带式血压测量成为了标准的血压检测方式,但该方法只能间断测量血压,并且测量过程由于加压的作用会使受试者产生不适感。

近年来,无袖带血压检测技术因其便携性和舒适性受到了国内外的广泛关注。常用的一类无袖带式的血压检测方法是利用脉搏传导时间(pulse transit time, PTT)建立血压测量模型。心电信号(electro cardio graphy, ECG)的 R 波峰值点与光电容积脉搏波(photo plethysmo graphy, PPG)的峰值点之间的时间差可作为脉搏传导时间^[2-4],但 ECG 信号和 PPG 信号的检测与处理均需要专用设备与方法。因此,有相关研究采用两路 PPG 信号获取 PTT 以建立血压测量模型^[5-6],提升无袖带血压测量的可行性和实用性,但以 PTT 为基础的血压模型对信号采集的同步性要求较高,且模型易受不同人群的差异影响。同时,也有相关研究验证了使用单路 PPG 信号估计血压的可行性,并建立了相关血压检测模型^[7-8]。但目前,此类基于 PPG 信号进行血压检测的研究所建立的血压估计模型多为线性模型,存在较大的局限性。随着机器学习的发展,相关学者通过采用 PTT 以及 PPG 信号的波形特征^[9-10], PPG 信号一阶微分与二阶微分特征^[11], PPG 信号的频域特征^[12-13],使用神经网络^[14]、支持向量机^[15]等非线性模型进行血压估计,进一步提升了血压检测的准确性与稳定性。徐志红等^[16]提取脉搏波信号的相关特征作为模型的输入,利用 BP(back propagation)神经网络计算血压值,收缩压和舒张压的测量精度均满足了血压测量标准,但是 BP 神经网络存在容易陷入局部最优等问题。除此之外,大多数研究以手动的方式进行信号筛选,从而保证脉搏波信号质量,工作量较大,存在一定的局限性。同时,机器学习方法的准确性也依赖于特征参数的选取的效果。

本文以 PPG 信号为基础,使用集合经验模态分解和信号质量检测算法抑制噪声干扰,提取采集的 PPG 信号的波形特征以及频域特征,利用神经网络的自学习与自适应能力,提出一种基于 BP 神经网络的血压估计模型。同时,使用平均影响法(mean impact value, MIV)优化特征选取,减少特征冗余,此外,为了解决 BP 神经网络容易陷入局部最优的问题,本文引入遗传算法(genetic algorithm, GA)的全局搜索能力,获取 BP 神经网络的权值和阈值最优解,最终提高血压检测准确性,为后续描述,所提出的血压估计模型,记为 GA-MIV-BP 模型。

1 预处理方法

1.1 信号预处理

光电容积脉搏波信号具有幅值小、频率低等特征,属于

非线性非平稳的微弱信号^[17]。在 PPG 信号采集过程中,常会因受试者动作或外部环境,使脉搏波信号存在基线漂移、高频噪声和运动伪影等干扰^[18]。为了更好地提取 PPG 信号特征,去除噪声干扰,对信号进行预处理尤为必要。

1) 集合经验模态分解

经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)是 Huang 等提出的一种处理非线性、非平稳信号的方法。EMD 用不同特征尺度将信号逐级分解为本征模态函数(intrinsic mode function, IMF),选取部分 IMF 分量重构信号以达到去噪效果。为了避免 EMD 算法的模态混合问题,本文使用集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)算法对 PPG 信号进行分解,得到模态分量,去掉与噪声相关的模态分量,将剩下的模态分量用于 PPG 信号重构,并提取重构的 PPG 信号特征^[19]。

根据 EEMD 算法原理,原始 PPG 信号 $x(t)$ 分解步骤如下:

步骤 1:在 $x(t)$ 中加入均值为 0、标准差为原始信号标准差 0.2 倍的高斯白噪声 $w^{(j)}$,即 $x^{(j)} = x(t) + \alpha w^{(j)}$ ($j = 1, 2, \dots, N$),其中 α 为白噪声的幅值。

步骤 2:对 $x^{(j)}$ 进行 EMD 分解得到本征模态 $IMF_i^{(j)}$ ($i = 1, 2, \dots, K$)。

步骤 3:将 \overline{IMF}_i 作为 $x(t)$ 的第 i 阶模态。

$$\overline{IMF}_i = \frac{1}{N} \sum_j IMF_i^{(j)} \quad (1)$$

由于 PPG 信号的频率主要分布在 0.7~10 Hz 之间^[20],为去除基线漂移和高频噪声,首先计算各个 \overline{IMF} 的频谱并确定主频率,即频谱最大幅值对应的频率值,然后计算每个 \overline{IMF} 与原始 PPG 信号 $x(t)$ 的相关系数。将主频率在 0.7~10 Hz 内且与原信号相关系数大于 0.2 的本征模态分量重构为纯净的 PPG 信号。利用 EEMD 实现 PPG 信号重构的效果示例如图 1 所示,通过对比可以发现重构后的信号噪声干扰明显减小。

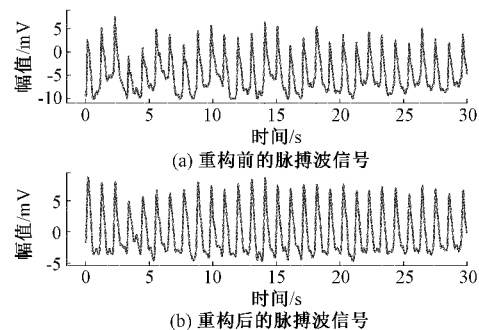


图 1 PPG 信号重构前后对比

2) 信号质量检测

PPG 信号中除去基线漂移以及高频噪声外,还存在着受运动干扰的异常波形段,如图 2 中 3~6 s 数据所示。脉搏波信号波形周期性较强,波形间相似度较高^[21],而受运

动干扰的异常波形与正常波形有较大差异性,因此本文提出了一种基于皮尔逊相关系数的质量检测方法^[22],具体步骤如下:

步骤 1:计算出信号的谷值点,根据谷值点将信号分段;

步骤 2:重采样使相邻波形段采样点一致,按照式(2)计算相邻波形段的皮尔逊相关系数。相关系数数值即为当前波形段与前一波形段的相似度得分,若得分越高,说明当前段与前一波形段相似度高,反之,则相似度低;

步骤 3:若得分大于阈值 δ 且连续的波形段数量低于总波形段数量的 50%,则判定此 PPG 信号为无效信号;满足上述条件,则选取 K 段 ($K \leq$ 总波形段数量的 50%) 相似度得分都大于阈值 δ 且总和最高的连续波形以作为特征提取的波形。

$$P_{cc} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)(y_i - \mu_y)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu_x)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \mu_y)^2}} = \frac{\text{cov}(x, y)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (2)$$

式中: P_{cc} 为相关系数值, x 与 y 为长度为 n 的两组数据, $x_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 、 $y_i (i = 1, 2, 3, \dots, n)$ 分别为 x 与 y 的第 i 个数, μ_x 、 μ_y 分别为 x 、 y 的均值, σ_x 、 σ_y 分别为 x 、 y 的标准差, $\text{cov}(x, y)$ 为 x 与 y 的协方差。

本文根据实验经验选取取阈值 $\delta = 0.8$, $K = 6$, 即获取 6 段连续的质量较高的 PPG 分段信号进行下一步的特征提取。

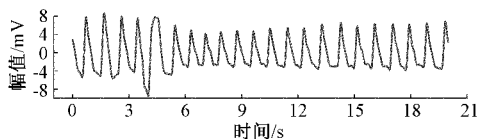


图 2 受运动干扰的波形

1.2 特征提取

1) PPG 信号波形特征

对重构后的 PPG 信号提取波形特征,如图 3 所示,包括斜率特征:谷值点 a 到峰值点 b 的斜率 Slope-1(F1),峰值点 b 到舒张期终点的斜率 Slope-2(F2);面积特征:收缩期的面积 $S1$ (F3),舒张期的面积 $S2$ (F4), K 值(F5),收缩期面积 $S1$ 与舒张期面积 $S2$ 的比值(F6);幅值特征:谷值点 a 的幅值 H_a (F7),峰值点 b 的幅值 H_b (F8);时间特征:谷值点到峰值点的时间 ST (F9),峰值点到舒张期终点 DT (F10),高度为脉搏波高度 10%、25%、33%、50% 和 75% 的上升支的点到波峰的时间间隔 $SW-10$ (F11), $SW-25$ (F12), $SW-33$ (F13), $SW-50$ (F14) 和 $SW-75$ (F15),高度为脉搏波高度 10%、25%、33%、50% 和 75% 的下降支的点到波峰的时间间隔 $DW-10$ (F16), $DW-25$ (F17), $DW-33$ (F18), $DW-50$ (F19) 和 $DW-75$ (F20)。

PPG 信号一阶微分特征如图 4 所示:c 点到 d 点的斜

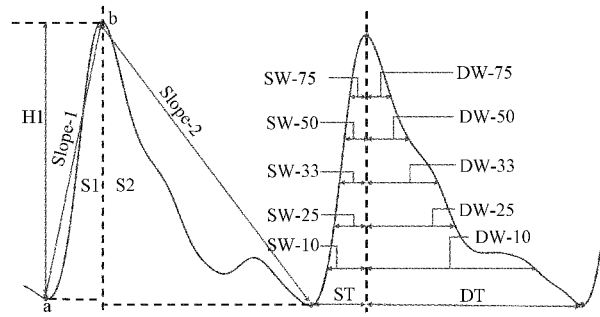


图 3 PPG 信号特征示意图

率 Slope-3(F21), d 点到 e 点的斜率 Slope-4(F22), c 点、 d 点和 e 点的幅值 H_c (F23)、 H_d (F24) 和 H_e (F25), c 点与 d 点之间的面积 $S3$ (F26), d 点与 e 点之间的面积 $S4$ (F27), $S3$ 与 $S4$ 的比值(F28)。

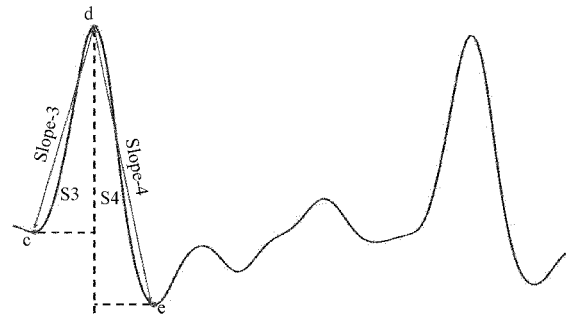


图 4 PPG 信号一阶微分特征示意图

PPG 信号二阶微分特征如图 5 所示: f 点到 g 点的斜率 Slope-5(F29), g 点到 h 点的斜率 Slope-6(F30), f 点、 g 点和 h 点的幅值 H_f (F31)、 H_g (F32) 和 H_h (F33), f 点与 g 点之间的面积 $S5$ (F34), g 点与 h 点之间的面积 $S6$ (F35), $S5$ 与 $S6$ 的比值(F36)。

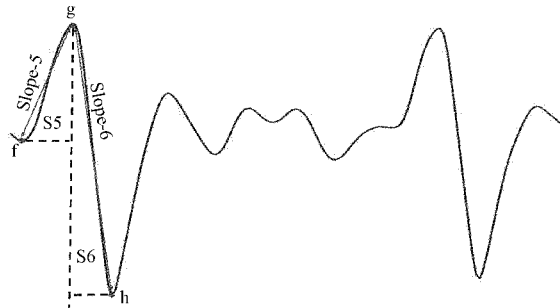


图 5 PPG 信号二阶微分特征示意图

2) PPG 信号频域特征

提取 PPG 信号的基波频率(F37)、基波幅值(F38)、二次谐波频率(F39)、二次谐波幅值(F40)、三次谐波频率(F41)、三次谐波幅值(F42)、四次谐波频率(F43)、四次谐波幅值(F44)以及 0.7~10 Hz 的幅值之和(F45)作为频率特征。

除 PPG 信号特征之外,加入年龄(F46)、身高(F47)、体

重(F48)、BMI(F49)以及心率(F50)作为个体特征。

2 血压检测模型

2.1 BP 神经网络

BP 神经网络是一种按误差逆传播算法的多层前馈网络,具有很强的非线性映射能力。BP 神经网络主要由:输入层,隐藏层,输出层构成。输入层节点数 N_i 为输入的特征个数,输出层节点 N_o 个数由输出向量的个数决定,隐藏层节点个数 N_h 一般由经验公式给出,较常用的经验公式有^[23]:

$$\begin{cases} N_h = \sqrt{N_i + N_o} + \lambda, \lambda \in [0, 10] \\ N_h = 2N_i + 1 \\ N_h = \log_2 N_o \\ 0.02N_i < N_h < 4N_i \end{cases} \quad (3)$$

本文选用经验公式 $N_h = 2N_i + 1$ 决定隐藏层节点个数。

BP 神经网络初始权值和阈值设定为(-1,1)之间的随机数,隐藏层到输出层以及输出层的激活函数均设定为 ReLU 函数,BP 神经网络的学习率设定为 0.01,最大训练次数设定为 1 000 次。

2.2 特征筛选

过多的输入特征变量会使得 BP 神经网络的输入数据冗杂,系统的负荷增加,因此对输入特征筛选,选取适当且

有效的特征进行网络模型的构建。本文采用平均影响法(mean impact value, MIV)对输入数据进行筛选处理^[24], MIV 的步骤如下:

第 1 步:利用训练样本 X 构建 BP 神经网络模型,将训练样本 X 中的每一个特征变量分别在原始值的基础上加 10%和减 10%得到新的样本 X_1 和 X_2 ;

第 2 步:将样本 X_1 和 X_2 输入到训练好的 BP 神经网络,得到仿真结果 Y_1 和 Y_2 ; Y_1 和 Y_2 的差值即为该变量对网络输出的影响变化值(impact value, IV);

第 3 步:根据样本数日,对 IV 求平均得到该自变量的平均影响值(MIV)

根据以上步骤计算得到每一个自变量的 MIV 后,根据式(4)得到第 i 个变量的相对贡献率 θ_i 。

$$\theta_i = \frac{|MIV_i|}{\sum_{n=1}^m |MIV_n|} \quad (4)$$

式中: MIV_i 为第 i 个自变量的平均影响值, m 为分析的变量总数。

根据相对贡献率从大到小将每个变量进行排序,依次将变量的相对贡献率相加得到累积贡献率,挑选当累积贡献率大于 90%时的变量作为最终的神经网络输入特征变量。输入 PPG 信号特征对收缩压和舒张压相对贡献率排序如图 6 所示。

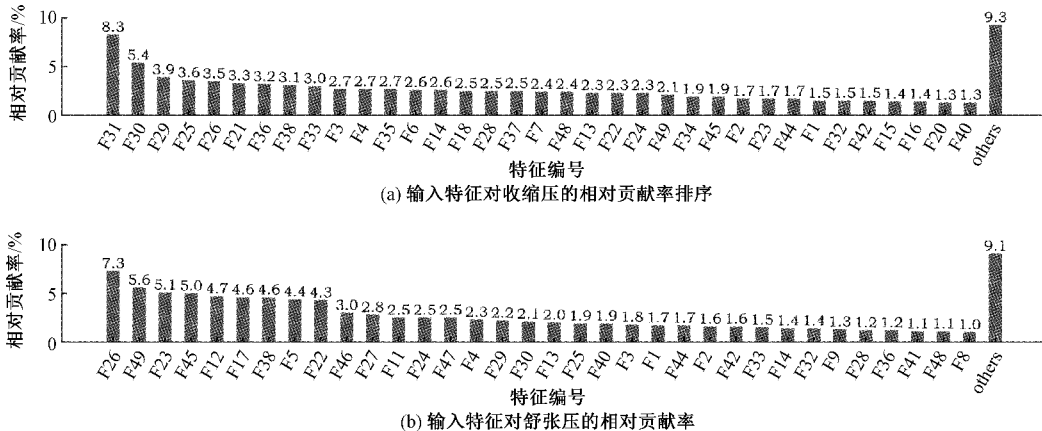


图 6 输入特征对收缩压、舒张压的相对贡献率

通过 MIV 分析,对于收缩压检测模型,选取的输入特征按照相对贡献率排序为 {F31, F30, F29, F25, F26, F21, F36, F38, F33, F3, F4, F35, F6, F14, F18, F28, F37, F7, F48, F13, F22, F24, F49, F34, F45, F2, F23, F44, F1, F32, F42, F15, F16, F20, F40}, 共 35 个输入特征, 剩余 15 个特征相对贡献率累积为 9.3%; 对于舒张压检测模型, 选取的输入特征按照相对贡献率排序为 {F26, F49, F23, F45, F12, F17, F38, F5, F22, F46, F27, F11, F24, F47, F4, F29, F30, F13, F25, F40, F3, F1, F44, F2, F42, F33, F14, F32, F9, F28, F36, F41, F48, F8}, 共 34 个输入特征, 剩余 16 个特征相对贡献率累积为 9.1%。

2.3 网络优化

遗传算法是参考达尔文的进化论思想而形成的全局优化算法。由于 BP 神经网络存在容易陷入局部最小值等缺点; 因此, 本文将遗传算法与 BP 神经网络相结合, 利用遗传算法的全局搜索能力优化 BP 神经网络的权值和阈值, 建立了 GA-BP 血压预测模型, 克服局部最小值, 提高模型精度^[25-27]。遗传算法优化 BP 神经网络的算法流程如图 7 所示。

遗传算法相关步骤主要包含: 1) 个体编码方法, 2) 确定适应度函数, 3) 遗传操作。

个体编码方式一般由二进制编码和实数编码两种, 本

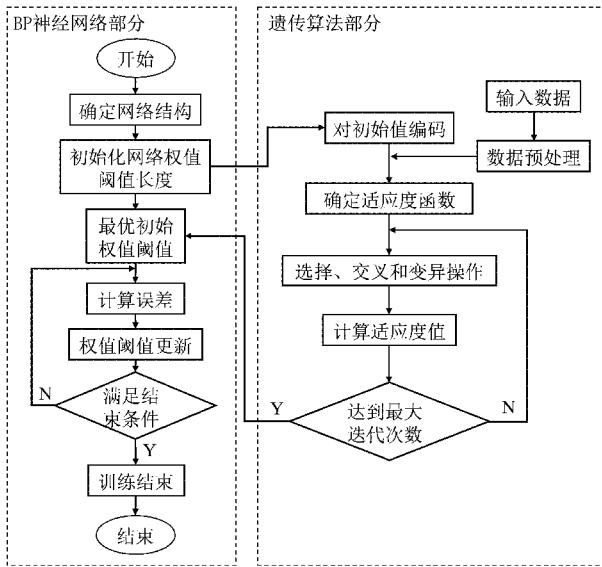


图 7 遗传算法优化 BP 神经网络流程

文选择实数编码方式。编码的实数串分别为:隐藏层与输入层之间的权值、隐藏层阈值、输出层与隐藏层之间的权值、输出层阈值,个体编码长度 l 计算公式如式(5)所示。

$$l = N_i N_h + N_h + N_o N_o + N_o \quad (5)$$

选用预测值和真实值之间的误差绝对值之和作为适应度函数 F , 计算公式如式(6)所示。

$$F = \sum_{i=1}^n |a_i - \hat{a}_i| \quad (6)$$

式中: n 为网络输出节点数, a_i 和 \hat{a}_i 分别为神经网络第 i 个输出节点的真实值与预测值。

遗传操作通过选择、交叉和变异来优化染色体的基因信息,其中变异算子通过设置变异概率来实现基因变异处理;交叉算子采用在基因串中随机设置交叉点位,将该点前后个体进行互换形成新的基因串;选择算子采用轮盘赌选择法。

3 实验与结果

3.1 实验数据

本文实验采集了 278 位志愿者数据,年龄由 18~24 岁,

实验采用电子血压计(欧姆龙 HEM-1020)测量志愿者的收缩压和舒张压作为实验的血压检测标准值,血压值均为右手测量,受试者身体健康且无心血管疾病。同时,使用多通道生理信号采集仪(Biopac M160)同步采集志愿者的 PPG 信号,PPG 信号的采集部位为左手中指。采集前要求志愿者睡眠充足,在测量前 30 min 内未吸烟、饮酒。

3.2 实验结果

本文将 278 例实验数据随机划分为两部分,其中 220 例数据作为训练集,58 例数据作为测试集。首先,通过训练集数据建立 BP 神经网络血压预测模型;然后,根据初步建立的 BP 神经网络预测模型进行 MIV 分析以减少冗余的输入特征;最后,将去掉冗余特征后的数据作为输入数据,建立 GA-MIV-BP 神经网络血压估计模型。

为评估血压估计模型的准确性,本文采用平均绝对误差(mean absolute error, MAE)和标准差(standard deviation, STD)作为评价指标,其中 MAE 和 STD 的计算如式(8)和(9)所示。

$$ME = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n p_i - s_i \quad (7)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |p_i - s_i| \quad (8)$$

$$STD = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n ((p_i - s_i) - ME)^2} \quad (9)$$

式中: n 为样本个数, p_i 为第 i 个样本的血压估计值, s_i 为第 i 个样本的血压标准值。

如表 1 所示,MIV-BP 收缩压模型估计的误差(MAE±STD)为(5.27±6.3) mmHg,误差≤5 mmHg、≤10 mmHg 和≤15 mmHg 的百分比为 51.72%、91.38% 和 100%,MIV-BP 舒张压模型估计的误差(MAE±STD)为(3.34±4.58) mmHg,误差≤5 mmHg、≤10 mmHg 和≤15 mmHg 的百分比为 81.03%、94.83% 和 100%。说明 MIV 法有效地筛选出与血压紧密相关的信息,去除原始数据的冗余特征,使 MIV-BP 模型血压预测准确性得到一定提升。

遗传算法优化后的 GA-MIV-BP 收缩压模型误差≤5 mmHg、≤10 mmHg 和≤15 mmHg 的百分比为 82.3%、

表 1 模型估计误差结果比较

模型类型	SBP 误差/ mmHg	SBP 误差频数/%			DBP 误差/ mmHg	DBP 误差频数/%		
		≤5 mmHg	≤10 mmHg	≤15 mmHg		≤5 mmHg	≤10 mmHg	≤15 mmHg
BP 模型	5.59±7.03	32(55.17)	48(82.76)	56(96.55)	4.74±6.49	35(60.34)	55(94.83)	56(96.55)
MIV-BP 模型	5.27±6.29	30(51.72)	53(91.38)	58(100)	3.34±4.58	47(81.03)	55(94.83)	58(100)
GA-MIV-BP 模型	3.5±4.33	48(82.76)	54(93.1)	58(100)	3.04±4.02	49(84.48)	55(94.83)	58(100)

93.1%和 100%,舒张压估计的误差(MAE±STD)为(3.5±4.33) mmHg,GA-MIV-BP 舒张压模型误差≤5 mmHg、≤10 mmHg 和≤15 mmHg 的百分比为 84.5%、

94.8%和 100%,舒张压估计的误差(MAE±STD)为(3.04±4.02) mmHg。对比 MIV-BP 模型血压估计结果,GA-MIV-BP 收缩压模型估计误差(MAE±STD)由

(5.27 ± 6.29) mmHg 减小到 (3.5 ± 4.33) mmHg, GA-MIV-BP 舒张压模型估计误差 (MAE \pm STD) 由 (3.34 ± 4.58) mmHg 减小到 (3.04 ± 4.02) mmHg, 证明遗传算法有效地避免了神经网络陷入局部最优解, 提高血压的准确性与稳定性。此外, 通过 GA-MIV-BP 模型所得出的收缩压估计值和舒张压估计值误差 (MAE \pm STD) 均小于 (5 ± 8) mmHg, 均满足 AAMI 国际血压计准确性评价标准的要求。

对 GA-MIV-BP 血压预测模型的预测结果与标准值作 Bland-Altman 分析, 其对应的收缩压与舒张压分析结果如图 8 和 9 所示。由图可以看出, 通过 GA-MIV-BP 建立的收缩压预测模型和舒张压预测模型预测结果与标准值的差值散布在差值为 0 上下, 且绝大部分包含在 95% 置信区间, 说明 GA-MIV-BP 模型预测与标准血压测量的一致性较好。

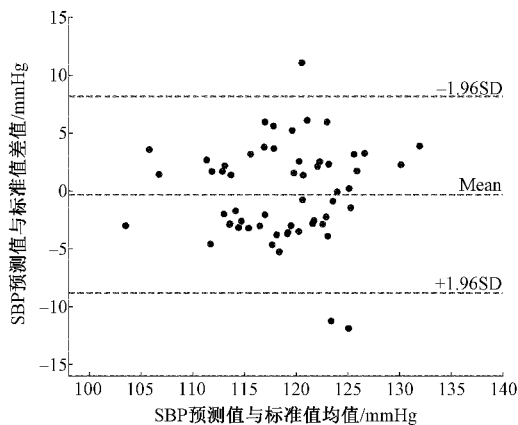


图 8 SBP 模型 Bland-Altman 分析

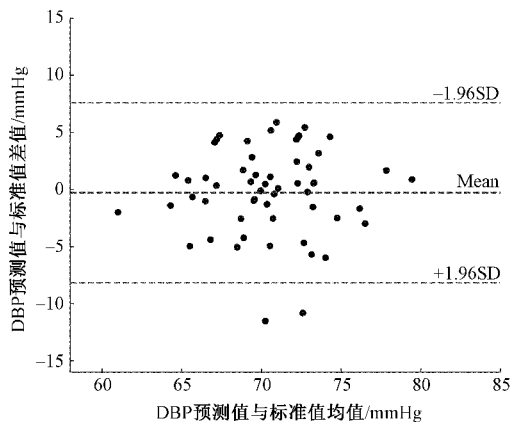


图 9 DBP 模型 Bland-Altman 分析

4 结 论

本研究利用 EEMD 算法与信号质量检测方法重构得到的 PPG 信号, 保证了 PPG 特征提取的有效性, 使用 MIV 分析法选取合适且有效的输入特征进行血压模型构建, 减小了冗余特征对模型的不利影响, 通过遗传算法对

神经网络进行优化, 建立起 GA-MIV-BP 血压预测模型。与传统的 BP 神经网络模型以及 MIV-BP 模型进行比较, 实验结果证明本文所提出的无袖带血压检测方法能够有效地提高血压检测准确性, 其检测结果满足国际血压测量标准, 克服传统血压测量方式所带来的不适感, 为日常生活血压监测提供了一定的参考。但目前所使用的数据集较为局限, 未来计划采集更为广泛的人群数据, 提高模型的泛化能力, 使其能够成为精度高、应用场合广的无创连续血压测量方式。

参考文献

- [1] MIAO F, LIU Z D, LIU J K, et al. Multi-sensor fusion approach for cuff-less blood pressure measurement[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2020, 24(1): 79-91.
- [2] CHOI Y, ZHANG Q, KO S. Noninvasive cuffless blood pressure estimation using pulse transit time and Hilbert-Huang transform[J]. Computers & Electrical Engineering, 2013, 39(1): 103-111.
- [3] DING X R, ZHANG Y T, TSANG H K. Impact of heart disease and calibration interval on accuracy of pulse transit time-based blood pressure estimation[J]. Physiological Measurement, 2016, 37(2): 227-237.
- [4] ZHANG Q, CHEN X X, FANG Z, et al. Cuff-less blood pressure measurement using pulse arrival time and a Kalman filter[J]. Journal of Micromechanics and Microengineering, 2017, DOI: 10.1088/1361-6439/27/2/024002.
- [5] 蒋巍巍. 无创连续血压测量方法及系统研究[D]. 重庆:重庆大学, 2015.
- [6] 顾亚雄, 杨涛, 包科, 等. 脉搏波波速法无创血压测量中多模量血压计算模型研究[J]. 中国生物医学工程学报, 2016, 35(6): 691-698.
- [7] FUKUSHIMA H, KAWANAKA H, BHUIYAN M, et al. Cuffless blood pressure estimation using only photoplethysmography based on cardiovascular parameters [C]. 2013 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(EMBC), 2013: 2132-2135.
- [8] 吴金桐, 桑海峰, 徐州, 等. 实时血压监测系统设计[J]. 电子测量技术, 2019, 42(24): 63-70.
- [9] 贺楚芳. 基于 PPG 形态学的无创连续血压预测算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2020.
- [10] 陈伊. 基于机器学习的血压测量及血压预测研究[D]. 合肥:中国科学技术大学, 2020.
- [11] LIN W H, LI X, LI Y, et al. Investigating the physiological mechanisms of the photoplethysmogram features for blood pressure estimation [J]. Physiological Measurement, 2020, DOI: 10.1088/

- 1361-6579/ab7d78.
- [12] 瞿诗华, 吴华炜, 钱志余, 等. 基于脉搏波特征参数的无创血压测量改进算法[J]. 生物医学工程研究, 2018, 37(1): 36-41.
- [13] WANG L, WEI Z, YING X, et al. A novel neural network model for blood pressure estimation using photoplethysmography without electrocardiogram[J]. Journal of Healthcare Engineering, 2018, DOI: 10.1155/2018/7804243.
- [14] 吴海燕, 季忠, 李孟泽. 基于脉搏波的无创连续血压监测模型簇研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(7): 224-234.
- [15] 樊海霞, 陈小惠. 一种连续无创血压预测的改进向量机器学习方法[J]. 系统仿真学报, 2020, 32(9): 1686-1692.
- [16] 徐志红, 方震, 陈贤祥, 等. 一种基于多参数融合的无袖带式连续血压测量方法的研究[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(2): 353-362.
- [17] 董金陇, 杨录, 刘康驰, 等. 脉搏信号伪基线去除方法研究[J]. 中国测试, 2021, 47(4): 19-25.
- [18] 李庆波, 韩庆阳. 人体血氧饱和度检测中消除脉搏波信号高频噪声的方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2012, 32(9): 2523-2527.
- [19] 陈辉, 郑秀娟, 倪宗军, 等. 基于面部视频分析的生命体征检测[J]. 北京航空航天大学学报, 2020, 46(9): 1770-1777.
- [20] 庞宇, 蒋伟, 张博臻. 基于 PPG 的脉搏波信号采集及其噪声处理[J]. 传感器与微系统, 2020, 39(12): 112-114.
- [21] 洋洋, 陈小惠, 王保强, 等. 脉搏信号中有效信号识别与特征提取方法研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(1): 126-132.
- [22] DAE-GEUN J, UI K K, SEUNG K Y, et al. A simple and robust method for determining the quality of cardiovascular signals using the signal similarity[C]. 2018 40th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society(EMBC), 2018: 478-481.
- [23] 黄文超, 王林军, 刘晋玮, 等. 基于多特征融合与 GA-BP 模型的滚动轴承故障识别[J]. 机床与液压, 2021, 49(6): 170-173.
- [24] 朱晓琳, 李光辉, 张萌. 基于 CARS-MIV-SVR 的库尔勒香梨可溶性固体含量预测方法[J]. 光谱学与光谱分析, 2019, 39(11): 3547-3552.
- [25] 王震洲, 聂亚宁, 于平平. 基于神经网络的多城市协同能见度预测研究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 227(11): 73-78.
- [26] 方文辉, 胡竹林, 朱欣娟. 基于遗传算法的用户行为数据生成[J]. 国外电子测量技术, 2021, 322(9): 154-159.
- [27] 淳新益, 郑秀娟, 张畅, 等. 遗传算法优化 BP 神经网络的非接触式血压估计方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(7): 53-59.

作者简介

张畅, 硕士研究生, 主要研究方向为人体生理信号检测技术。

E-mail: zhangc_1668@163.com

郑秀娟(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为人体多维信号协调感知与智能分析。

E-mail: xiujuanzheng@scu.edu.cn