

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003736

# 遗传算法优化 BP 神经网络的非接触式 血压估计方法\*

淳新益<sup>1</sup> 郑秀娟<sup>1</sup> 张畅<sup>1</sup> 张昀<sup>2</sup> 刘凯<sup>1</sup>

(1. 四川大学 成都 610065; 2. 西安交通大学 西安 710049)

**摘要:** 血压是人体重要的生理参数,能够反应心脏泵血功能、外周血管阻力、血容,对其进行非接触连续测量在日常生活和诸多应用场合中具有很重要的意义。从面部视频中获取相关脉搏波信号,然后提取信号中与血压相关性高的特征参数,从而利用这些参数建立血压估计的神经网络模型,并采用遗传算法对其进行优化。通过验证得出遗传算法优化 BP 神经网络(GA-BP)模型估计能力和拟合精度明显提高,且其估计结果满足相应血压测量标准并能实现血压非接触连续估计,其收缩压估计准确率为 93.1%,舒张压估计准确率为 96.6%。故通过脉搏波特征参数建立 GA-BP 模型是一种有效非接触式血压估计方法。

**关键词:** 血压;脉搏波;特征参数;遗传算法;非接触

中图分类号: TP;TN 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 510

## Non-contact blood pressure estimation method based on genetic algorithm optimized bp neural network

Chun Xinyi<sup>1</sup> Zheng Xiujuan<sup>1</sup> Zhang Chang<sup>1</sup> Zhang Yun<sup>2</sup> Liu Kai<sup>1</sup>

(1. Sichuan University, Chengdu 610065, China; 2. Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

**Abstract:** Blood pressure is an important physiological parameter of the human body, which can reflect the pumping function of the heart, peripheral vascular resistance, and blood volume. Non-contact continuous measurement of blood pressure is of great significance in daily life and many applications. This paper obtains the relevant pulse wave signal from the facial video, and then extracts the characteristic parameters of the signal that are highly correlated with blood pressure, so as to use these parameters to establish a neural network model for blood pressure estimation and optimize it by genetic algorithm. Through verification, it is concluded that the genetic algorithm optimized BP neural network (GA-BP) model estimation ability and fitting accuracy are significantly improved, and the estimation results meet the blood pressure measurement standards while realize the non-contact continuous estimation of blood pressure. The estimated accuracy rate of systolic blood pressure was 93.1%, and the estimated accuracy rate of diastolic blood pressure was 96.6%. Therefore, the establishment of GA-BP model by pulse wave characteristic parameters is an effective non-contact estimation method of blood pressure.

**Keywords:** blood pressure; pulse wave; characteristic parameter; genetic algorithm; non-contact

## 0 引言

血压(blood pressure, BP)表示血管中的血液对血管壁的压力,是人体重要的一个生理参数,不局限场景及时准确地检测血压对于人们日常自检和特定场景应用都具有重要的指导意义。在医学上所指的血压一般指动脉血压(arterial blood pressure, ABP),它和心脏功能及外周血

管的状况有密切联系。而动脉血压一般由收缩压(systolic blood pressure, SBP)、舒张压(diastolic pressure blood, DBP)来表征。SBP指的是在心脏收缩时,从心室射入动脉的血液作用于血管壁上的最大压力,其可对应ABP波形波峰位置。DBP指的是在心脏舒张时,动脉血管弹性回缩时血液对血管壁的压力,此时的压力最小,对应ABP波形波谷位置。

目前已经有多种血压测量方法<sup>[1]</sup>,按所能提供血压

波形的形态来分可分为间歇性血压测量和连续性血压测量。按其测量形式分可分为接触式血压测量和非接触式血压测量。其中动脉插管法能够进行血压的连续监测,但因其有创性操作,只适合于手术中使用。容积补偿法、动脉张力法能够进行无创连续血压的测量,但无法做到长时间连续测量。连续的血压检测能够让人们了解血压昼夜变化规律,给医生提供患者长期血压监护信息,这对于心血管状况的评估、疾病的诊断有很大的帮助。非接触是指无需接触人体,其便捷、卫生的特点使其逐渐取代了传统的接触式测量技术,并且在今年抗击新冠肺炎疫情中,非接触测量的观念越来越深入人心。

现在较多的血压测量以光电容积脉搏波描记法为基础,利用血压与脉搏传导时间(pulse transit time, PTT)<sup>[2]</sup>的相关性建立相应的血压测量模型<sup>[3]</sup>,脉搏传导时间指的是动脉脉搏波从主动脉瓣到达周围血管所用的时间,脉搏传导时间的计算是将心电图(electrocardiogram, ECG)的 R 波的峰值作为脉搏传导时间测量的起始点,光电容积脉搏波(photoplethysmographic, PPG)的峰值点作为测量的终止点。由于 ECG 信号不方便测量且人体两个固定点的测量起始点相同即 ECG 信号相同,得到两个固定点的脉搏传导时间与其脉搏传导时间差值为比例关系,在此基础上发展的非接触血压测量方法一般采用两路 PPG 结合法得到的脉搏传导时间差值来进行相关血压拟合。但血压受到人体诸多因素的影响,而已有的非接触方法利用较少特征参数选用线性模型预测血压<sup>[4]</sup>,存在较大的局限性。同时,PTT 是反应个体血管弹性程度的重要指标,由于个体差异上述模型对于人群的适应性差,一般需不断对模型进行校准。因此,为克服上述非接触连续血压测量方法的不足,建立新的非接触连续血压测量模型具有很重要的意义。

本文将面部视频进行人脸区域划分并通过信号处理得到脉搏波信号,提取信号中与血压相关性高的特征参数,然后利用神经网络的自学习与自适应性,提出一种血压估计的 BP 神经网络模型。为提高 BP 神经网络模型对血压估计的准确性,利用遗传算法(genetic algorithm, GA)优化 BP 神经网络(GA-BP)的权值和阈值,通过训练 BP 神经网络估计模型获取最优解,充分发挥 BP 神经网络的局部搜索能力和遗传算法的全局搜索能力的优势,建立一种进行非接触式血压估计的 GA-BP 模型。

## 1 数据采集与特征提取

### 1.1 数据集确定

实验招募了 233 位受试进行数据采集,数据集记录了每位受试的身高、体重、年龄、性别以及所处环境温度等信息,并使用欧姆龙电子血压计(HEM-1020)测量其对

应的舒张压与收缩压作为血压标准值。筛选去除血压不在正常范围以及视频质量不佳的样本,最终 169 例样本入选实验数据集,其年龄分布为 17~65 岁,其中男性 64 人,女性 105 人。血压值均为右手测量,受试者身体健康,无心血管相关疾病史。

采集前要求被试睡眠时间充足,测量血压前,测试者应休息 3~5 min,在测量前 30 min 内未吸烟、饮酒。测量血压时,保证椅子舒适性和可调性,双腿不交叉尽量固定体位,背部和手臂均有支撑。上臂位置与心脏位置在同一高度,每次测量应均为同一部位,确保袖带宽窄合适,袖带松紧以能放一指为宜。血压测量以右手为主,并进行第 2 次测量,两次测量误差不超过 10 mmHg,同一部位测量血压连续不应超过 3 次(右手连续测量误差大可以换到左手,还是存在误差可以休息一段时间再测)。同时进行面部视频录制 1 min,采用罗技 C922 摄像头,受试者面部居中并调整录制距离并保证面部占据一半以上画面(以保证面部像素点个数超过 10 000 个),视频背景为白色墙体,增加圆环形辅助 LED 光源保证视频光照条件(以保证面部光照在 300~600 Lux)。

### 1.2 特征提取

将采集到的面部视频进行预处理<sup>[5]</sup>,提取多个感兴趣区域(region of interest, ROI)的脉搏信号,然后提取信号中与血压有关的特征参数,其中包括波形的幅值、相位、脉搏传导时间差值等以及相应的个体信息参数,并分析这些参数与血压之间的关系。

#### 1) 提取脉搏波信号

根据视频对于人脸不同区域的血流流量和振荡的反应不同,本文将人脸分为多个区域进行后续分析。将采集到面部视频每 30 s 转换为帧图像,先进行面部跟踪定位人脸关键点,并在受检者面部以人脸关键点位参考选取 10 个 ROI 并对其进行标准化,由此将信号提取限制在具有血液波动强的区域,以最大化信噪比。感兴趣区域分别为前额(窄)、前额(宽)、鼻子(鼻梁)、鼻子(尖端)、左脸、右脸、上唇、下唇、下巴、整个面部,分别对应感兴趣 1~10,ROI 划分其示意图如图 1 所示。然后,在每帧图像中对这 10 个感兴趣区域进行红绿蓝(RGB)三通道分离,计算每个通道的各 ROI 区域的灰度平均值,即可得到三维的信号序列。对上述序列按比例进行数据融合后,使用变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)进行盲源分离<sup>[6]</sup>,得到待处理的脉搏波信号。以一个区域信号为例,其原始信号与待处理的脉搏波信号如图 1 所示。

#### 2) 提取脉搏波信号特征

脉搏波特征参数与血压之间存在相关性<sup>[7]</sup>,汤池<sup>[8]</sup>、欧辉彬<sup>[9]</sup>、Visvanathan 等<sup>[10]</sup>已经分别从生理上详细分析脉搏波特征参数与人体血管外周阻力和血容量的相关关

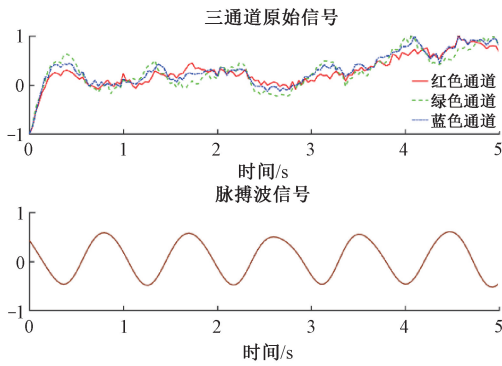


图1 原始信号与脉搏波信号示意图

Fig. 1 Schematic diagram of original signal and pulse wave signal

系,因此可以利用脉搏波相关的波形特征参数估计血压<sup>[11]</sup>。本文选用 232 个血压估计特征中的前 227 个是从每个参与者的 10 个感兴趣区域的脉搏波信号中提取的。上述特征参数分为脉搏波特征、心率、脉搏传导时间差值和 5 个个体特征构成血压估计特征数据集。

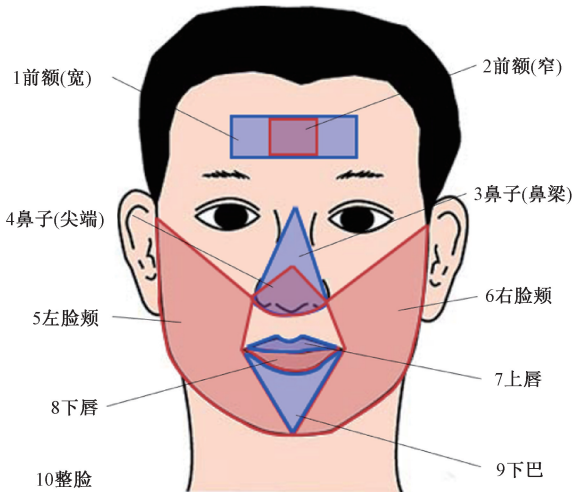


图2 感兴趣区域选择示意图

Fig. 2 ROIs selection diagram

脉搏波特征,主要分为脉搏波幅度、心率带脉冲幅度、心率带脉冲相位,其中波形幅度反映了面部脉管系统中血流的变化,心率带脉冲幅度、相位与心率/脉搏频率紧密相关。首先分别对来自区域 1~10 的脉搏信号进行归一化和去趋势。接下来,通过 22 个不同的椭圆带滤波器(宽度为 0.1 Hz)对归一化的信号进行滤波,范围为 0.7~0.8 Hz 和 2.9~3 Hz(以 0.1 Hz 的增量)。然后,通过低通滤波器(0.02 Hz)对每个信号进行滤波,以使信号平滑。这些滤波信号的每一个的平均幅度被用作特征。然后将 1~9 感兴趣区域进行归一化和去趋势化后的信号进行求和,并过滤掉 0.9~1.1 Hz 频带之外的信号,仅

留下心率带内的信号。通过使信号通过低通滤波器(0.02 Hz)使信号平滑。将信号的平均幅度、相位用作心率带脉冲幅度、相位特征。

心率特征,一般正常人的平静心率范围为 55~110 次/min,在本研究中通过整个面部脉搏波的频率来确定,其反映血液流过血管的频率。将感兴趣区域 10 的脉搏波进行归一化和去趋势,过滤掉 0.7~4 Hz 频带之外的信号。幅值最大处对应频率的值即为心率值。

脉搏传导时间差值,通过各感兴趣区域之间的相位差来计算。其与血压波在整个动脉血管中血液传播的速度有关。通过统计发现额头与左右脸、额头与下巴、左右脸之间、下巴与左右脸等 6 组脉搏波相位差在面部区域之间相位差中较大,故将 2、5、6、9 的每个感兴趣区域进行归一化和去趋势,然后用巴特沃兹滤波器进行滤波,滤波范围为 0.7~4.0 Hz。然后,计算两两区域之间 1 min 信号的内每个周期相位差并筛选不在面部区域相位差范围的值求得平均相位差,以保证相位差计算的相对准确,最后将为相位差和心率代入式(1)计算脉搏传导时间差值特征。

$$\Delta PTT = \frac{\Delta\varphi}{360 \times HR} \quad (1)$$

式中: $\Delta PTT$  为脉搏传导时间差值; $\Delta\varphi$  为平均脉搏波相位差; $HR$  为心率值。

个体信息包括年龄、性别、身高、体重,同时记录环境温度,这些信息一定程度反应受试者的大动脉管壁弹性范围和每搏输出量。

以上的特征参数与收缩压和舒张压的皮尔森相关系数如表 1 所示,由于两变量之间的皮尔森相关系数绝对值不小于 0.2 时变量之间具有相关性<sup>[12]</sup>,且由幅值、相位、脉搏传导时间差等相关特征参数的显著性水平普遍较高,可以得出这些参数与血压之间存在相关性。个人信息和环境温度中保留年龄、体重两项与血压相关性较高且水平显著的特征。

## 2 血压估计模型

通过脉搏波特征参数进行血压估计模型建立方法目前常为回归分析<sup>[13]</sup>,也有部分采用机器学习<sup>[14]</sup>。本文采用的 BP 神经网络是一种按误差逆传播算法训练的多层前馈网络。BP 神经网络存在一些缺陷,如算法的学习速度慢,且容易陷入局部极小值。故在本研究中尝试使用遗传算法<sup>[15]</sup>对其进行优化,遗传算法是一种进化计算算法,借鉴生物进化理论将问题的解决过程模拟成一个生物进化过程,通过遗传、交叉、突变、自然选择等操作产生下一代的解,并逐步淘汰适应度值低的解,增加适应度值高的解。该算法被广泛应用于优化和搜索中,用于寻求

表 1 各特征参数与收缩压、舒张压之间的皮尔森相关系数与其显著水平

Table 1 Pearson's correlation coefficient between each characteristic parameter and systolic and diastolic blood pressure and its significance level

|     | 幅值、相位特征               |       | 脉搏传导时间差            |       | 心率     | 性别    | 年龄     | 身高    | 体重      | 环境温度   |
|-----|-----------------------|-------|--------------------|-------|--------|-------|--------|-------|---------|--------|
|     | $(P < 0.05$ 占 62.05%) |       | $(P < 0.05$ 占 75%) |       |        |       |        |       |         |        |
|     | 最大值                   | 平均值   | 最大值                | 平均值   |        |       |        |       |         |        |
| SBP | 0.305                 | 0.221 | 0.294              | 0.218 | 0.115* | 0.136 | 0.266* | 0.138 | 0.325** | 0.146* |
| DBP | 0.336                 | 0.258 | 0.268              | 0.182 | 0.104  | 0.118 | 0.184* | 0.138 | 0.322** | 0.158* |

注: \* 代表  $P < 0.05$ ; \*\* 代表  $P < 0.01$

最优解。

本研究采用的神经网络由输入层(input layer)、隐藏层(hidden layers)、输出层(output layers)3部分组成。输入层为228维特征参数(220维脉搏波幅度、相位特征,6维脉搏传导时间、年龄、体重)、输出层为对应的舒张压和收缩压,隐藏层神经元为22个。BP神经网络的初始权值和阈值设定为(-1, 1)之间的随机数,隐含层到输出层以及输出层的激活函数均是ReLU函数,设定BP神经网络的学习速率是0.1,训练误差是0.001,最大训练次数为2000。

## 2.1 神经网络优化

遗传算法是一种全局寻优搜索的迭代算法,一般将需要优化的参数通过一定的编码方式,产生由基因组成的染色体,然后通过模拟自然界的选择和遗传过程,利用选择算子、交叉算子、变异算子来变换染色体携带的信息,经过多次重复的操作产生能够代表优化函数所需的染色体。遗传算法通过模拟自然界“优胜劣汰,适者生存”的规律对染色体中的基因信息进行优化。本文利用遗传算法优化BP神经网络的权值和阈值<sup>[16]</sup>,然后训练BP神经网络估计模型获取最优解,遗传算法只需要利用目标的取值信息进行有指导的搜索,并通过群体完成搜索过程,不同于单点搜索,从而可有效防止搜索过程收敛于局部最优解。因此适用于血压估计大规模、高度非线性的不连续模型的优化,由于具有很多搜索轨迹,因此易于并行化,从而进一步提高算法的效率。最后由于遗传算法采用的是具有一定随机性的概率搜索技术,因此算法适应性较强其相应的流程如图3所示。

首先建立网络结构,即确定BP神经网络的网络结构包括输入层、隐含层和输出层的神经元个数;然后把BP神经网络需要优化的的权值和阈值按一定方式编码成染色体;通过给定的适应度函数,计算每个染色体的适应度,以此判断是否需要优化,根据选择、交叉和变异产生下一代;重复上面的步骤直到新一代满足最优个体的标准;最后将优化后的参数带入BP神经网络,重复进行学习训练,当达到要求的精度或者达到学习上限次数,则结束网络训练;

遗传算法的基本要点包括4个方面的内容,分别是个体的编码方法、适应度函数的确立、遗传操作和运行过

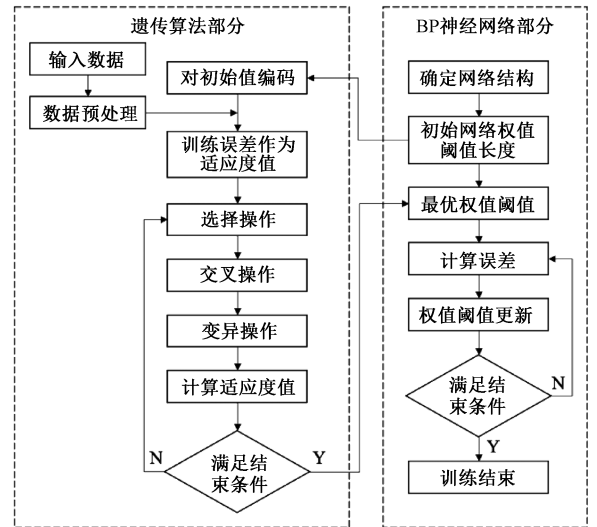


图3 遗传算法进行神经网络优化流程

Fig. 3 Flow chart of genetic algorithm for neural network optimization

程中交叉、变异操作的确定。其中本实验采用实数编码方式,适应度函数定义为预测输出和期望输出之间的误差绝对值和F,对应的适应度计算如下:

$$F = \sum_{i=1}^n |y_i - a_i| \quad (2)$$

式中: $n$ 为网络输出节点数; $y_i$ 为神经网络第*i*个节点的期望输出, $a_i$ 为第*i*个节点的预测输出。

遗传操作通过选择、交叉和变异算子来产生新个体,以此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;选择算子则采用轮盘赌选择法。

## 2.2 血压估计模型的训练

遗传算法优化神经网络的血压估计模型的建立流程是,先将提取了脉搏信号特征的数据集中140例作为训练集,并对数据做归一化处理。首先,将初始种群的个体均作为神经网络的初始权值和阈值,代入网络进行训练。在此过程中不断调整权值和阈值,在第一次训练完成后,将训练误差带入计算个体适应度值。之后接着进行选择、交叉、变异等操作产生下一代种群,对每一代的种群

中的个体都要进行个体适应度计算,直到达到进化代数。最终选择适应度值最低的个体作为最优个体,并将其作为神经网络的最优初始权值和阈值,也即神经网络最终的权值和阈值。将训练数据代入 BP 神经网络进行训练,在此过程中不断调整权值和阈值,直到满足训练误差或者达到最大迭代次数为止。其训练的误差曲线如图 4 所示,由图 4 可以发现,通过遗传算法优化后的 GA-BP 模型比 BP 模型训练误差下降梯度更大,收敛速度更快。在训练结束后,将各参数保存下来得到相应的血压估计模型。

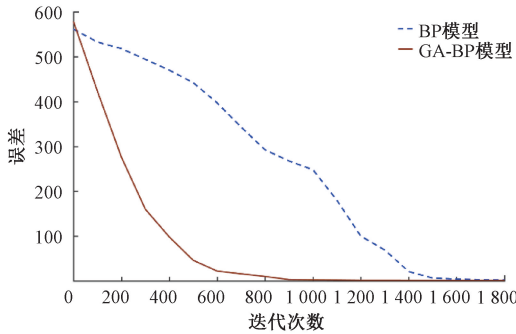


图 4 网络训练误差曲线

Fig. 4 Neural network training error curve

### 3 实验结果

为了验证本研究模型血压估计的能力和相应优化效果,在训练集之外 29 个样本数据集作为测试集,其中男性 12 例、女性 17 例,平均年龄  $43 \pm 18$  岁。对验证数据进行上述的脉搏信号和特征参数提取的两个步骤,然后将其特征参数分别代入遗传算法优化前后的和 GA-BP 模型,具体血压估计流程如图 5 所示。

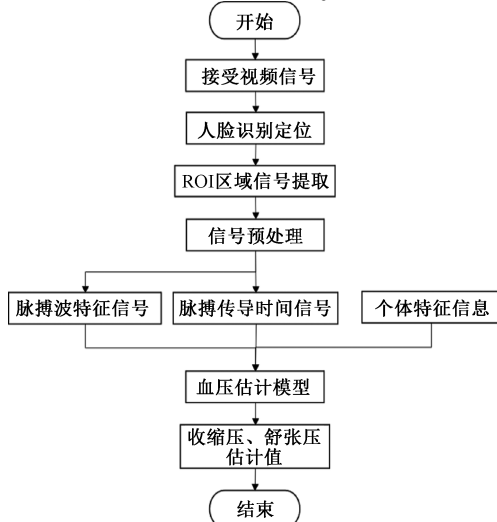


图 5 血压估计实现流程

Fig. 5 Realize blood pressure estimation flowchart

各估计值与真实血压的比较如图 6 和 7 所示,由比较结果可见,两个模型都能较为准确的对血压值进行估计,但 GA-BP 血压估计模型明显估计效果更好,更贴近实际的血压折线。

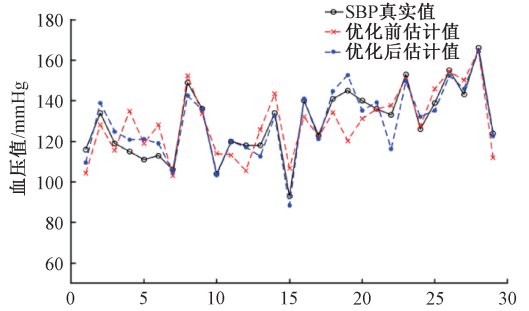


图 6 优化前后 SBP 真实值与估计值

Fig. 6 SBP standard value and estimated value before and after optimization

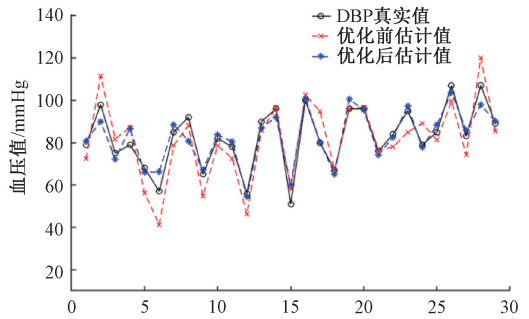


图 7 优化前后 DBP 真实值与估计值

Fig. 7 DBP standard value and estimated value before and after optimization

为进一步分析模型估计能力,本文采用平均绝对误差而非平均误差来表征模型整体误差,因为平均绝对误差不会出现正负相抵消的情况,能更好地反映估计值误差的实际情况。其计算公式如下:

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |p_i - s_i| \quad (3)$$

式中:  $n$  为样本个数;  $p_i$  为第  $i$  个样本血压估计值;  $s_i$  为第  $i$  个样本血压标准值。

如表 2 所示,GA-BP 模型收缩压 29 个估计值中误差  $\leq 5$  mmHg、 $\leq 10$  mmHg 和  $\leq 15$  mmHg 的百分比分别为 65.52%、93.10% 和 96.55%,舒张压估计误差  $\leq 5$  mmHg、 $\leq 10$  mmHg 和  $\leq 15$  mmHg 的百分比分别为 79.31%、96.55% 和 100%。收缩压估计平均绝对误差为  $4.184 \pm 3.465$  mmHg,而舒张压估计平均绝对误差为  $3.599 \pm 3.042$  mmHg,均一定程度上优于优化前的 BP 血压估计模型。同时,收缩压、舒张压相关估计误差绝对值均数  $< 5$  mmHg 和标准差  $< 8$  mmHg,满足 AAMI<sup>[17]</sup> 国际血压计准确性评价标准的要求。

表 2 两个模型估计误差结果比较

Table 2 Comparison of estimation error results of two models

| 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    | 7.542±5.865 | 11(37.93)  | 21(72.41) | 26(89.66) | 6.743±4.414 | 11(37.93)  | 22(75.86) | 28(96.55) |
| GA-BP 模型 | 4.184±3.465 | 19(65.52)  | 27(93.10) | 28(96.55) | 3.599±3.042 | 23(79.31)  | 28(96.55) | 29(100)   |

对 GA-BP 血压估计模型结果与测量标准值进行一致性分析,其 SBP 与 DBP 的估计误差 Bland-Altman 散点图如图 8 和 9 所示。从图 8、9 可以看出,各估计差值均匀散布在差值约为 0,绝大部分包含在 95% 的置信区间,并且误差分布无线性趋势,说明 GA-BP 模型估计与标准血压计测量方式的一致性较好。

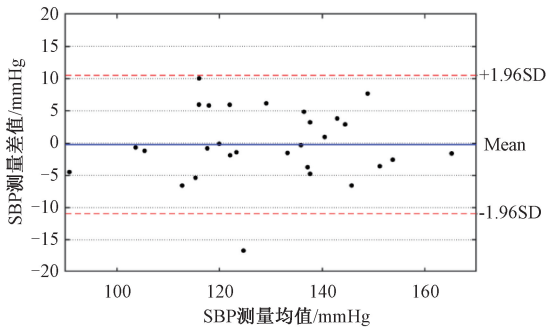


图 8 SBP 测量误差散点图

Fig. 8 SBP measurement error scatter plot

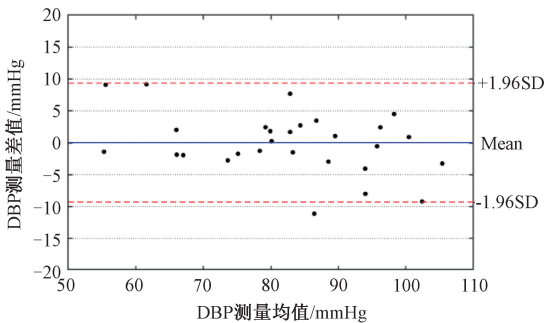


图 9 DBP 测量误差散点图

Fig. 9 DBP measurement error scatter plot

## 4 结 论

本文提取视频中脉搏波特征,并通过遗传算法优化的 BP 神经网络建立相关的血压估计模型,能够较为准确的进行血压估计。并且明显比常见非接触-基于脉搏传导时间的线形血压估计模型准确率更高、适用人群和场合更广、鲁棒性更好。然后与未进行优化的神经网络模型进行比较,发现优化后的神经网络收敛速度更快且估计曲线更接近实际曲线,除此之外,优化后神经网络估计曲线比单纯的 BP 神经网络估计曲线更稳定估计误差

更小,说明采用遗传算法优化后的神经网络能有较强的全局寻优能力,模型具有更好的估计能力和更高的拟合精度以满足血压测量要求。总的来说估计模型效果满足国际血压测量标准,并实现了真正意义上的血压进行非接触和连续估计,且测量使用通用设备成本低,操作方便,具有成为日常自查方式的潜力。但由于没有相关的连续血压测量仪器作为连续血压参考值来源,不能对模型连续估计性能进行分析,而且目前数据集还较为局限,未来计划在更大更全面的数据集上进行相关研究,进一步提高模型的泛化性,使其能成为适用大样本人群、精度高、应用场合多的非接触式血压测量方式。

## 参考文献

[ 1 ] 王文,张维忠,孙宁玲,等. 中国血压测量指南[J]. 中华高血压杂志, 2011, 19(12): 1101-1115,1100. WANG W, ZHANG W ZH, SUN N L, et al. Chinese guidelines for blood pressure measurement [J]. Chinese Journal of Hypertension, 2011, 19 ( 12 ): 1101-1115,1100.

[ 2 ] TÖREYIN H, JAVAID A Q, ASHOURI H, et al. Towards ubiquitous blood pressure monitoring in an armband using pulse transit time [ C ]. Biomedical Circuits & Systems Conference. IEEE, 2015.

[ 3 ] 凌振宝,张铭,熊文激,等. 基于脉搏波传导时间的无袖带血压测量仪设计[J]. 电子测量与仪器学报, 2012, 26(12): 1080-1085. WANG ZH B, ZHANG M, XIONG W J, et al. Design of sleeveless blood pressure measuring instrument based on pulse wave transit time [ J ]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2012, 26 ( 12 ): 1080-1085.

[ 4 ] ZHANG Y, BERTHELOT M, LO B. Wireless wearable photoplethysmography sensors for continuous blood pressure monitoring[ C ]. IEEE Wireless Health, 2016.

[ 5 ] 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. CHEN H, ZHENG X J, NI Z J, et al. Vital signs detection via facial video analysis[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2020, 46(9): 1770-1777.

[ 6 ] 倪宗军,陈辉,张昀,等. 自适应去噪的非接触式生

- 理参数检测方法[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(5):153-160.
- NI Z J, CHEN H, ZHANG Y, et al. Non-contact physiological parameter estimation method based on adaptive denoising [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(5):153-160.
- [7] 张继光. 脉搏特征参数与血压相关性研究[D]. 兰州:兰州理工大学, 2009.
- ZHANG J G. Study on the correlation between pulse features and blood pressure [D]. Lanzhou: Lanzhou University of Technology, 2009.
- [8] 汤池. 利用脉搏波无创连续检测血压的实验研究[D]. 西安:第四军医大学, 2005.
- TANG CH. The experiment study of noninvasive continuous blood pressure measurement using pulse wave[D]. Xi'an: Fourth Military Medical University, 2005.
- [9] 欧辉彬. 无创动态血压监测技术研究进展[J]. 中国医疗设备, 2016, 31(11): 78-80.
- OU H B. Progress in research on non-invasive ambulatory blood pressure monitoring technology [J]. China Medical Devices, 2016, 31(11): 78-80.
- [10] VISVANATHAN A, BANERJEE R, DUTTA CHOUDHURY A, et al. Smart phone based blood pressure indicator [C]. Proceedings of the 4<sup>th</sup> ACM MobiHoc Workshop on Pervasive Wireless Healthcare, 2014: 19-24.
- [11] 李顶立. 基于脉搏波的无创连续血压测量方法研究[D]. 杭州:浙江大学, 2008.
- LI D L. Research on non-invasive continuous blood pressure measurement based on pulse wave [D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2008.
- [12] McCOMBIE D B, SHALTIS P A, REISNER A T, et al. Adaptive hydrostatic blood pressure calibration: Development of a wearable, autonomous pulse wave velocity blood pressure monitor[J]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2007: 370-373.
- [13] 叶彦斐, 童先洲, 刘之境. 一种基于改进遗传算法的柔性车间调度方案[J]. 国外电子测量技术, 2020, 39(9): 122-127.
- YE Y F, TONG X ZH, LIU ZH J. Flexible workshop scheduling scheme based on improved genetic algorithm[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2020, 39(9): 122-127.
- [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.
- WU H Y, JI ZH, LI M Z. Research on the non-invasive continuous blood pressure monitoring models cluster based on pulse wave[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(7): 224-234.
- [15] 王帅哲, 王金梅, 王永奇, 等. 基于改进遗传算法的BP神经网络短期电力负荷预测[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(1): 15-18.
- WANG SH D, WANG J M, WANG Y Q, et al. BP neural network short-term power load forecasting based on improved genetic algorithm [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(1): 15-18.
- [16] LUO H, YANG D, ANDREW B, et al. Smartphone-based blood pressure measurement using transdermal optical imaging technology [J]. Circulation. Cardiovascular Imaging, 2019, 12(8): 008857.
- [17] 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.
- WU J T, SANG H F, XU ZH, et al. Design of real-time blood pressure monitoring system [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42(24): 63-70.

## 作者简介



**淳新益**, 2014年于成都理工大学获得学士学位, 现为四川大学硕士研究生, 主要研究方向为非接触生理信号感知与处理。

E-mail: chunxinyi@163.com

**Chun Xinyi** received his B. Sc. degree from Chengdu University of Technology in 2014. Now he is a M. Sc. candidate at Sichuan University. His main research interest includes non-contact physiological signal perception and processing.



**邱秀娟**(通信作者)2004年于西北工业大学获得学士学位, 2006年于浙江大学获得硕士学位, 2011年于香港理工大学获得博士学位, 2011-2013年于上海交通大学医学院开展博士后研究工作, 现为四川大学副教授。研究兴趣包括生物医学信号和图像分析的定量方法及其应用。

E-mail: xiujuanzheng@scu.edu.cn

**Zheng Xiujuan** (Corresponding author), received B. Sc. degree from Northwestern Polytechnical University in 2004, M. Sc. degree from Zhejiang University in 2006, and Ph. D. degree from Hong Kong Polytechnic University in 2011. She was a post-doctoral fellow with the School of Medicine, Shanghai Jiao Tong University, from 2011 to 2013. Since 2014. She is an associate professor at Sichuan University. Her main research interests include quantitative methods for biomedical signal and image analysis and their interdisciplinary applications.