

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

徐志红^{①②} 方震^{*①②} 陈贤祥^① 覃力^{②③} 杜利东^① 赵湛^{①②} 刘杰昕^④

^①(中国科学院电子学研究所 北京 100190)

^②(中国科学院大学 北京 100049)

^③(中国科学院计算技术研究所 北京 100190)

^④(北京天坛医院 北京 100050)

摘要: 针对现有基于脉搏波传输时间的无创连续性血压测量算法精度不高的问题,该文综合考虑心电信号和血氧容积波与血压变化的相关性,提出一种基于BP神经网络的无创连续性血压测量方法。该文首先利用改进的心电信号算法提取出心电信号的R点,利用差分、阈值的方法提取出血氧容积波的特征参数,再经过特征解析,提取出与血压相关的15维特征向量,构建基于BP神经网络的血压计算模型,计算出逐拍的血压值。该方法在天坛医院等单位进行了医学临床比对测试,并通过因子分析法分析了15个特征参数的权重比。实验证明:在预测血压上,脉搏波传输时间的权重,大于相邻特征点之间的时间信息权重,大于脉搏波面积信息权重,大于脉搏波幅值信息权重;该方法精度优于其它相近方法,单次测量的舒张压和收缩压误差的平均值±标准差分别是 -1.57 ± 6.12 mmHg和 -0.62 ± 4.82 mmHg,重复测量误差的平均值±标准差分别是 -2.12 ± 5.10 mmHg和 -2.52 ± 4.41 mmHg。收缩压和舒张压的测量精度均达到了BHS血压标准的Grade A类和AAMI标准。

关键词: 可穿戴式技术;连续血压;多参数融合;神经网络

中图分类号: TP183;R318

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)02-0353-10

DOI: 10.11999/JEIT170238

Research About Cuff-less Continuous Blood Pressure Estimation by Multi-parameter Fusion Method

XU Zhihong^{①②} FANG Zhen^{①②} CHEN Xianxiang^① QIN Li^{②③}

DU Lidong^① ZHAO Zhan^{①②} LIU Jiexin^④

^①(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^②(University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

^③(Institute of Computing Technology, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

^④(TianTan Hospital, Beijing 100050, China)

Abstract: For the problem of noninvasive continuous blood pressure algorithm with un-accuracy, a novel multi-parameter fusion algorithm based on BP neural network is proposed, according to the formation from electrocardiogram and photoplethysmograph of arterial blood pressure. The improved Pan Tompkins algorithm is used to extract the R peak of electrocardiogram, and difference-threshold algorithm is used to extract the features points of photo-plethysmograph, and the fifteen feature parameters relative to blood pressure are extracted and used to establish the model of blood pressure to estimate the beat-to-beat systolic blood pressure and diastolic blood pressure. The factor analysis method is used to analyze the weight of each parameter. The results show that the weight order is pulse transit time, time information, photoplethysmography area information, amplitude information and area ratio. The algorithm is tested in the TianTan Hospital, and the means±standard difference of single measurement errors are respectively -1.57 ± 6.12 mmHg and -0.62 ± 4.82 mmHg, the means± standard difference, D. of repeated measurement errors are respectively -2.12 ± 5.10 mmHg and -2.52 ± 4.41 mmHg, for systolic blood pressure and diastolic blood pressure. And the measurement accuracy for systolic blood pressure and diastolic blood pressure reaches Grade A of BHS standard and AAMI standard.

Key words: Wearable technology; Continuous blood pressure; Multi-parameter fusion; Neural network

收稿日期: 2017-03-24; 改回日期: 2017-11-27; 网络出版: 2-18-01-03

*通信作者: 方震 zfang@mail.ie.ac.cn

基金项目: 国家自然科学基金(61302033), 北京市自然科学基金(Z16003), 国家重点研发计划(2016YFC1304302)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61302033), The Key Project of Beijing Municipal Natural Science Foundation (Z16003), The National Key Research and Development Project (2016YFC1304302)

1 引言

血压是指流动的血液对单位面积的血管壁产生的侧压力,具有连续性周期性的特点。它是反映人体循环系统的主要参数,是表征人体基本生命体征的重要依据,还是诊断高血压、心脑血管疾病和糖尿病等慢性疾病的关键指标。准确监测血压值,不仅对日常保健具有积极意义,而且对预防、控制高血压等慢性疾病,了解患者术后的康复状况也至关重要。

根据检测原理的不同,无创血压测量法,可分为示波法、柯氏音法、恒定容积法、张力法和脉搏波传输时间测量血压法等。示波法和柯氏音法的准确性和一致性较差,且只能获得单点血压值,因而不能真实、连续、全面地反映被测者的血压状况,故在长时间连续监测方面具有一定的局限性。恒定容积法、张力法和脉搏波传输时间测量血压等方法可实现血压的连续测量,但各自仍有不足之处。恒定容积法虽实现了连续性测量,但测得的血压是指端脉搏压力值,临床参考价值有限;张力法对测量位置和角度的要求较高,使其长时间保持同一位置不变较为困难,在无创连续性血压方面有一定的局限性。

脉搏波传输时间的测量方法主要通过脉搏波在主动脉血管中传输的速度或时间来反推血压,由于其测量简便且便于长时间穿戴测量,近年来逐渐成为无创血压测量领域研究的热点。最新研究表明:对大量测量样本总和而言,脉搏波传输时间与收缩压线性相关性的平均值约为-0.48;对单个个体而言,脉搏波传输时间与收缩压的线性相关性在-0.37到-0.95之间不等,故不能简单地采用线性模型估算血压值^[1]。文献[2]提出的脉搏波传输时间与血压的非线性模型,是无创血压领域引用率最高的模型之一,测得的收缩压和舒张压的平均值±标准差分别是 0.6 ± 9.8 mmHg(1 mmHg= 0.133 kPa)和 0.9 ± 5.6 mmHg,然其测量精度依然不能满足医用设备的要求。

神经网络是一种人工智能数学模型,现已被广泛应用于血压预测和辨识上,并取得了良好的效果。Ribas 等人^[3]提取血氧容积波作为测量模型的输入,利用深信度神经网络计算血压值,收缩压和舒张压误差的平均值±标准差分别是 -2.98 ± 19.35 mmHg和 3.65 ± 8.69 mmHg。虽然该方法采用神经网络等机器学习模型估算血压值,但是只从单一的心电信号中提取特征参数,没有综合考虑其它因素对血压的作用。根据 Moens-Korteweg 公式知,脉搏波传输时间与血压直接相关,且该方法测得的精度达不

到医用设备要求。

根据血压形成机制和血液动力学原理知,心输出量、循环血量、血管壁弹性、外周阻力、神经系统和呼吸系统等因素与血压的变化密切相关。因此,本文认为仅仅依靠单一因素很难得到血压的准确值,必须同时考虑多种因素对血压的影响。本文提出了一种多参数融合预测血压的方法,综合考虑了心输出量、循环血量、血管壁弹性、外周阻力、神经系统和呼吸等因素对血压的影响,从同步的心电信号和血氧容积波信号提取出特征参数,基于 BP 神经网络构建血压计算模型,计算逐拍的血压值。实验结果表明,该方法测得的收缩压和舒张压的测量精度均达到了 BHS 标准的 Grade A 类和 AAMI 标准($\leq 5 \pm 8$ mmHg)。

2 算法构造

图 1 是本文提出的多参数融合测量血压方法的流程图。完成一次完整的测量,该方法分为信号采集、信号预处理、特征提取和血压值计算 4 个步骤。首先,利用相关设备采集生理信息。由于心电信号和血氧容积波信号易受肌电噪声、50 Hz 工频和基线漂移的干扰,因而需对采集到的原始信号进行降噪处理,保证特征参数的准确性和可靠性。在本方法中,考虑到底端系统通常资源和运算能力有限,滤波器选用了计算复杂度较低 FIR 和 IIR 滤波器组成的带通滤波器(0.5~17 Hz)。原始信号在经过预处理后,紧接着使用轻量级的特征参数提取算法提取出心电信号的 R 点和血氧容积波的特征参数。最后,用所得特征参数构成特征向量,输入由 BP 神经网络构建的计算模型中,计算得到实时血压值。

2.1 信号预处理

根据 Pan 等人^[4]的研究,心电信号 QRS 波群能量主要分布于 0~38 Hz 范围内,波峰集中于 10~20 Hz,中心频率在 17 Hz 左右,带宽约 10 Hz;由血氧容积波频谱知,在 15 Hz 以下脉搏波能量衰减达到-40 dB,在 8 Hz 以下能量衰减达到-35 dB,其中 95%的能量集中在 0~6 Hz^[5]。因此,为获取干净的生理信号,需对原始生理信号做 3 方面的预处理工作。

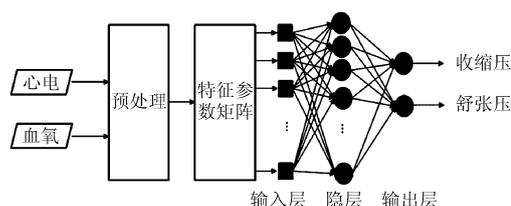


图 1 基于 BP 神经网络的多参数融合算法流程图

(1)用截止频率为 0.5 Hz 的高通滤波器去除基线漂移;

(2)用截止频率是 17 Hz 或 10 Hz 的低通滤波器分别抑制心电、血氧信号中肌电信号等引起的高频信号;

(3)用 50 Hz 陷波器消除工频噪声的干扰。

常用的滤波算法有小波变换^[6,7], FIR 滤波器^[8,9], IIR 滤波器^[10], 中值滤波器^[11]和 EMD^[12,13] 等。表 1 总结了这几种常用滤波算法的优缺点。综合考虑滤波器的带宽要求、系统资源和计算复杂度, 滤波器选用 FIR 和 IIR 组成的带通滤波器。其中, FIR 滤波器是带宽为 [0,15 Hz] 和 50 Hz 陷波的低通滤波器, IIR 滤波器是带宽为 [0.5 Hz, +∞] 和 50 Hz 陷波的高通滤波器。

$$\text{FIR: } y(n) = (x(n) + x(n-1) + x(n-2) + x(n-3) + x(n-4))/5 \quad (1)$$

$$\text{IIR: } y(n) = 0.969067 \cdot y(n-5) + 0.984534 \cdot [x(n) - x(n-5)] \quad (2)$$

表 1 常用滤波器的优缺点

滤波器	优点	缺点
小波变换	可以同时观察时域和频域信息	冗余度大
FIR 滤波器	稳定, 线性相位	延迟较大
IIR 滤波器	简单	不稳定, 非线性相位
中值滤波器	最大程度保留边界信息	受窗口影响大
EMD 滤波器	自适应性	模态混叠和端点效应

2.2 特征参数提取

依据血压形成机制和血液动力学原理可知, 心输出量、循环血量、血管壁弹性和外周阻力是影响血压变化的主要因素, 呼吸和情绪等人为因素也与血压变化密切相关。

通常, 心输出量增加时, 血压升高, 引起脉搏波第 1 峰值的相对幅值和(参数 a_{15})^[14]脉搏波传播速度(参数 $a_{1,1}$)减小, 收缩面积的增大(参数 a_{10})^[15]。外周阻力减小时, 血压升高, 引起脉搏波第 1 峰值点绝对高度升高(参数 a_2)^[16], 脉搏波切迹点幅值下降(参数 a_8)^[17], 第 1 峰值与第 2 峰值差值减小(参数 a_{14})^[18]。同时, 同时舒张面积, 收缩面积和舒张面积的面积比(参数 a_{13})变化指示总血管阻力的增大或减小^[17]。血管壁弹性减弱时, 血压升高, 引起脉搏波传输时间减小(参数 a_1)^[19], 脉搏波的第 2 峰值点幅值下降(参数 a_4)^[20], 脉搏波切迹点时长增大(参数 a_9)^[21], 第 1 峰值与第 2 峰值的差值增加(参数 a_{14})^[22]。

循环血量对单个个体而言, 是相对不变的。但当循环血量减少时, 血压减少, 直接引起脉搏波基线(参数 a_6)和脉搏波幅值(参数 a_2 , 参数 a_4)下降^[23], 血氧容积波面积减少(参数 a_{12})^[24]。呼吸加快时, 血压升高。脉搏波幅值(参数 a_2 , 参数 a_4)、脉搏波周期(参数 a_3)和脉搏波宽度(参数 a_7)也会随呼吸变化而变化^[25-28]。血压还受神经系统调节的作用。神经系统的变化可通过心电信号的心率变异性表现出来^[29], 也可通过脉率变异性(参数 a_3)^[30]和脉搏波第 2 峰值(参数 a_5)变异性^[31]表现出来。但同脉率变异性的差别在于, 脉搏波的第 2 峰值是传输到下半部身体后反射回来的讯号, 除同脉搏波第 1 峰值反应的血液密度, 血液流动速度等共性参数外, 还包含反射路径上循环系统的其他参数信息, 如血管壁弹性, 血管阻力等参数。

因此, 可通过脉搏波特征参数变化反推出血压变化。光电容积信号和脉搏波信号具有相同的产生机理^[16], 因此可通过光电容积信号反推出血压。由于参数 $a_{1,1}$ 与参数 a_1 直接相关, 故只选择参数 a_1 作为独立参数。虽然参数 a_2 可由 a_{14} 和 a_4 计算得到, 参数 a_{15} 可由 a_2 和 a_6 计算得到, 参数 a_{13} 、参数 a_{12} 可由 a_{10} 和 a_{11} 计算得到。但文献[32]指出 a_{15} 与血氧容积波最小值的差值与血压之间的相关性是 0.37 ± 0.30 , 对血压值的计算非常重要; 文献[33]指出 a_2 与收缩压直接相关; 文献[34]指出收缩压与参数 a_{13} 的线性相关性优于脉搏波传输时间与收缩压的线性相关性, 约为 0.83; 文献[35]指出血压与参数 a_{12} 的变化直接相关, 所以本文依然将参数 a_2 , a_{15} , a_{13} 和 a_{12} 作为独立的特征参数, 作为血压计算模型的输入。本文 3.2 节应用因子分析法进一步分析了各因素对最终结果贡献度的权重比。综合考虑各个特征参数对血压的影响, 选取{参数 1~15}作为血压参数集, 反推出血压的变化, 如图 2 所示。

图 3 描述了特征提取算法的整个流程。首先, 通过改进的 Pan-Tompkins 算法提取出心电信号的 R 点, 并同时通过差分、比较方法提取出血氧容积波的一阶导数最大值点, 然后二者结合得到脉搏波传输时间。除此之外, 还经过差分、阈值的方法定位出第 1 峰值点及其切迹点、第 2 峰值点和最小值点。

具体而言, 整个特征提取步骤如下:

步骤 1 应用改进的 Pan-Tompkins 算法定位心电信号的 R 点;

步骤 2 对血氧容积波做一阶差分, 定位血氧容积波上升支一阶导数最大值 P_{sl} ;

步骤 3 定义时间框 $[P_{sl}, P_{sl} + m_1]$, 搜索该时间

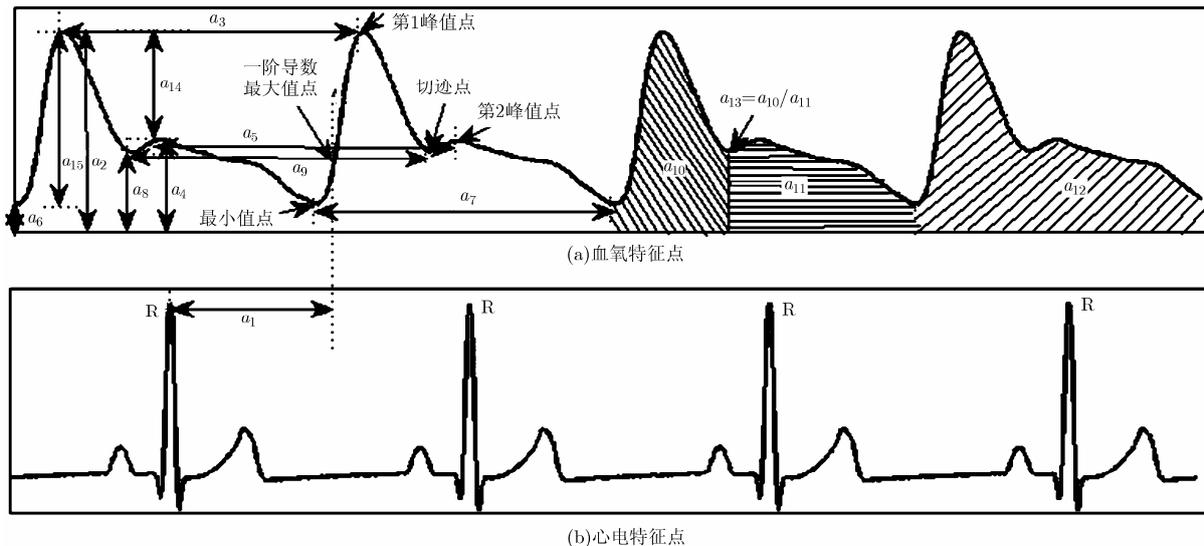


图 2 特征参数

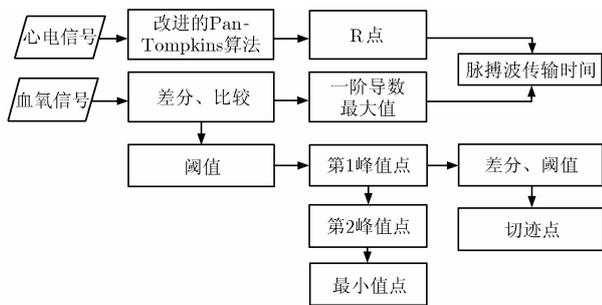


图 3 特征提取算法流程

框内幅值最大的点 P_{fp} ;

步骤 4 定义时间框 $[P_{fp} + 1, P_{fp} + m_2]$, 搜索该时间框内幅值的极大值点(第 2 峰值点) P_{sp} ;

步骤 5 定义时间框 $[P_{fp} + 1, P_{sp}]$, 搜索该时间框内幅值的极小值点(切迹点) P_{dn} ;

步骤 6 定义时间框 $[P_{sp} + 1, P_{sp} + m_3]$, 搜索该时间框内幅值的最小值点 P_{mv} 。

其中, m_1, m_2, m_3 的取值根据生理信号的采样率和被测者的心率状况而定。在血氧容积波采样率为 $T = 250 \text{ samples/s}$, 心率在 $HR \in [60 \text{ bpm}, 120 \text{ bpm}]$ 时, m_1 选用 $0.2 \times (60 \times T / HR)$, m_2 选用 $0.6 \times (60 \times T / HR)$, m_3 选用 $0.5 \times (60 \times T / HR)$ 。

2.3 基于 BP 神经网络的血压值预测模型

BP(Back Propagation)算法是一种神经网络的训练算法, 使用 BP 算法进行学习的多级非循环神经网络则称为 BP 神经网络。根据戈尔莫戈罗夫定理, 3 层的神经网络能够以任意精度逼近任何非线性连续函数, 因而其特别适合于求解内部机制复杂

的问题^[36]。考虑到本文所研究问题的特征参数规模有限, 因此本文采用含有一个隐层的 BP 网络建立预测模型。

BP 神经网络虽然拟合能力强大, 但也具有一定的局限性, 主要体现在: (1)BP 神经网络算法的收敛速度慢; (2)BP 神经网络结构选择不一; (3)局部极小化问题。为了应对这些问题以保证本算法的精度, 本文采用以下几种措施: (1)提高自适应学习速率改善收敛速度慢的问题; (2)采用附加动量的方法收敛全局最小值; (3)选用训练数据误差的平均值±标准差作为神经网络的标尺, 选用平均值和标准差最小的神经网络作为预测的网络; (4)合理控制训练误差范围, 尽量避免过拟合。

通常, BP 网络输入层与输出层的维数需要根据实际情况而定。在本方案中, 心电信号和血氧信号的 15 个特征参数构成的特征向量, 因而输入层为 15 维; 而输出层输出的是舒张压和收缩压, 维数为 2 维。隐层神经元个数的选取依据 $l = \sqrt{n + m} + a$ 公式, 其中 n 为输入层神经元个数, m 为输出层神经元个数, a 为 [1,10] 之间的常数。采用 Sigmoid 函数作传递函数, 采用 traingdx 函数(梯度下降自适应学习率算法)作训练函数, learnidx 函数作(动量梯度下降权值或阈值学习函数)学习函数。以训练组误差的平均值和标准差作为衡量标准, 选取最优模型系数建立血压计算模型。

3 实验

3.1 实验方案选定

本文采用穿戴式设备采集相关生理信号。该设备可实现心电信号和血氧信号等信号的同步采集,

实时计算并显示心率、脉率、血氧和血压等参数，并可通过蓝牙和 Zigbee 上传数据至手机端或 PC 机端，实现数据的存储。作者利用本算法，在天坛医院等单位开展了半个月的医学临床比对测试，被测者都签署了知情同意书。从测试开始的前三天起，要求被测者不得饮酒、熬夜或服用降压、升压药物。测试期间，被测者静卧在床上休息，并保持室内温度稳定在 20°C 左右。

本实验使用的采集设备，其同步心电信号和血氧容积波的采样率均是 250 samples/s，逐拍的血压参考值来自 Finometer(MIDI, Finapres Medical System, Netherlands)设备。采集设备与 Finometer 设备同时采样，根据采集的心电信号、血氧容积波和血压信号自带的时间戳进行同步。所有志愿者(23-40 岁，未患有心脏病或高血压等疾病，但可能患有其它疾病)均进行阶段 1 测试，测量时长 15 min；在阶段 1 测试结束后间隔 10 min，再从志愿者中随机选取 3 名志愿者进行阶段 2 的重复性测试，测量时长 15 min。图 4 是用于测试算法性能的舒张压(图 4(a))和收缩压分布图(图 4(b))。从图 4(a)中可以看出舒张压数值主要集中在 50~70 mmHg 之间，90~100 mmHg 次之；相对地，图 4(b)显示了收缩压数值主要集中在 100~130 mmHg，少部分集中在

140~160 mmHg。《中国高血压防治指南》指出正常血压(收缩压<120 mmHg，舒张压<80 mmHg)，正常高值(收缩压 120~139 mmHg，舒张压 80~89 mmHg)，高血压(收缩压≥140 mmHg，舒张压≥90 mmHg)，判定：收缩压在 150~170 mmHg 为高血压，然而根据被测者的身体各项指标，医护人员判断无高血压症状，为正常血压。

3.2 实验结果分析

图 5 是对某位被测者采用本文算法计算所得血压值(收缩压，舒张压)和 Finometer 设备所得测量值(收缩压，舒张压)的对比图，时间宽度为 160 个心动周期。从图中可以看出，本文算法计算得到的血压值(收缩压，舒张压)与 Finometer 血压值的差值很小，且可以准确反映出血压的变化趋势。

表 2 列出部分测试者血压测量值(收缩压(SBP)，舒张压(DBP))与 Finometer 测量值的对比。对单个个体而言，单次测量实验中，收缩压绝对误差的平均值<4 mmHg，标准差<8 mmHg；舒张压绝对误差的平均值<3 mmHg，标准差<5.5 mmHg。对单个个体，收缩压和舒张压的测试数据都达到了 AAMI 定义的血压误差标准。

分析测试者的血压数据，图 6 统计了所有被测者估算的血压值(收缩压，舒张压)与 Finometer 血

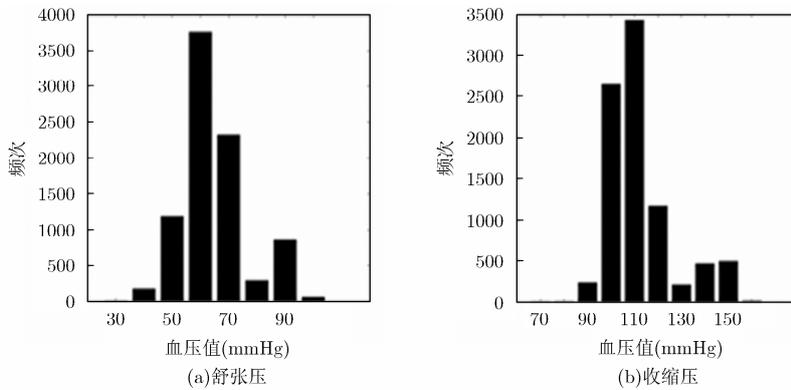


图 4 血压分布图

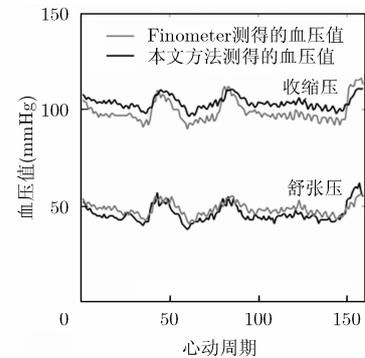


图 5 被测者估算的收缩压和舒张压与 Finometer 设备测得的收缩压和舒张压的对比图

表 2 估算血压与 Finometer 血压对比表(mmHg)

		1	2	3	4	5	6	7
Finometer	SBP	149.86±4.07	106.55±3.29	107.03±2.65	117.63±5.82	101.67±6.85	121.73±7.77	108.50±5.99
	DBP	94.55±3.33	52.18±2.72	61.59±2.35	67.73±5.22	47.60±4.79	74.52±5.12	70.28±4.19
本文方法	SBP	150.85±1.32	105.50±0.58	107.50±0.92	118.74±3.52	103.78±3.71	123.99±0.97	111.96±1.02
	DBP	94.89±2.19	51.52±1.42	61.69±0.89	68.17±3.25	48.91±3.46	72.51±1.10	67.56±0.80
	SBP 误差	0.97±3.77	-1.05±3.32	-0.82±0.045	2.10±5.26	2.27±7.72	3.47±6.14	3.39±6.13
	DBP 误差	0.31±3.67	-0.66±2.95	-0.94±2.516	2.37±5.04	1.205±3.27	-2.01±5.19	-2.72±4.17

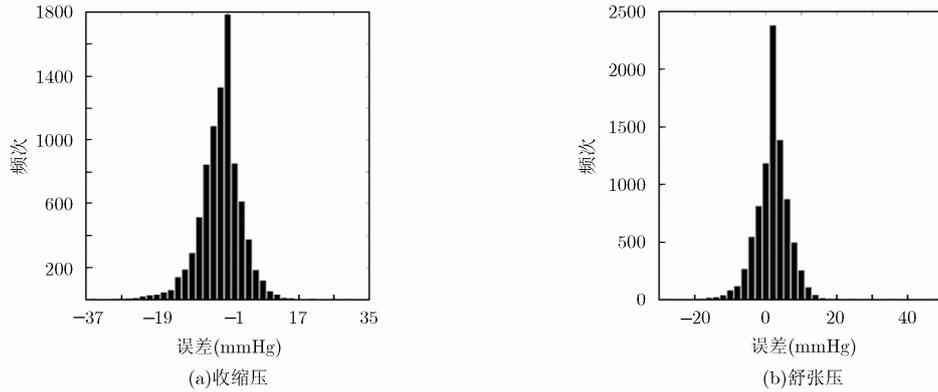


图 6 血压(舒张压, 收缩压)绝对误差统计图

压值(收缩压, 舒张压)之间的绝对误差, 从图中可以看出, 舒张压绝对误差的范围是 $[-37 \text{ mmHg}, 35 \text{ mmHg}]$, 主要集中在 $-7 \sim 5 \text{ mmHg}$ 的水平, 占整体的 81.34%; 收缩压绝对误差的范围是 $[-30 \text{ mmHg}, 46 \text{ mmHg}]$, 主要集中在 $-6 \sim 6 \text{ mmHg}$ 水平, 占整体误差的 88.78%。

根据英国高血压协会提出的血压测量标准——BHS 标准, 根据误差在 $\leq 5 \text{ mmHg}$, $\leq 10 \text{ mmHg}$ 和 $\leq 15 \text{ mmHg}$ 的百分比, 分为 Grade A, Grade B 和 Grade C 3 类。表 3 统计了运用该方法的误差在 $\leq 5 \text{ mmHg}$, $\leq 10 \text{ mmHg}$ 和 $\leq 15 \text{ mmHg}$ 的百分比, 收缩压和舒张压的测量精度均达到了 Grade A 标准。

同时, 针对同一个体, 进行重复性实验, 应用第 1 次训练的神经网络模型, 预测第 2 次测量的收缩压和舒张压。表 4 列出 3 名测试者重复测量的血

压值(收缩压, 舒张压)与 Finometer 血压值的对比。对单个体而言, 重复测量实验中, 收缩压绝对误差的平均值 $< 4 \text{ mmHg}$, 标准差 $< 8 \text{ mmHg}$; 舒张压绝对误差的平均值 $< 4 \text{ mmHg}$, 标准差 $< 5.5 \text{ mmHg}$, 收缩压和舒张压的测试数据都达到了 AAMI 定义的血压误差标准。

为进一步测试本文方法的性能, 将该方法和基于脉搏波传输时间测量连续性血压领域的经典方法 1(式(3))和经典方法 2^[2](式(4)和式(5))进行了比较, 经典方法 2 是该领域引用率最高的方法。

经典模型 1:

$$BP = a \cdot PTT + b \tag{3}$$

其中, BP 代表血压, PTT 代表脉搏波传输时间, a , b 代表线性模型系数;

经典模型 2:

表 3 BHS 标准的对比表(%)

误差百分比	本文方法		BHS 标准		
	SBP	DBP	Grade A	Grade B	Grade C
$\leq 5 \text{ mmHg}$	70.62	79.77	60	50	40
$\leq 10 \text{ mmHg}$	92.00	97.03	85	75	65
$\leq 15 \text{ mmHg}$	97.94	99.54	95	90	85

表 4 测试者第 2 次测量的误差表(mmHg)

		测试者编号			均值±方差
		1	2	3	
Finometer	SBP	118.00±6.60	109.30±7.14	109.52±2.77	
	DBP	73.00±5.00	60.78±5.18	63.24±2.59	
本文方法	SBP	117.45±1.86	105.38±2.06	105.30±0.34	
	DBP	72.80±2.24	58.23±2.14	58.85±2.63	
	SBP 误差	-0.16±6.45	3.93±6.82	-3.70±2.55	-2.12±5.10
	DBP 误差	0.10±5.25	2.55±4.33	-3.98±2.99	-2.52±4.41

$$DBP = MBP_0 + \frac{2}{\gamma} \cdot \ln \frac{PTT_0}{PTT} - \frac{1}{3} (SBP_0 - DBP_0) \left(\frac{PTT_0}{PTT} \right)^2 \quad (4)$$

$$SBP = DBP + (SBP_0 - DBP_0) \cdot \left(\frac{PTT_0}{PTT} \right)^2 \quad (5)$$

其中, SBP_0 是收缩压初始值, DBP_0 是舒张压初始值, PTT_0 是脉搏波传输时间初始值。

表 5 列出了单次测量条件和重复测量条件下, 本文方法、经典方法 1 和经典方法 2 测量的收缩压和舒张压误差的平均值 ± 标准差。本文方法满足

AAMI 标准, 而经典方法 1 和经典方法 2 均不满足 AAMI 标准。本文方法性能较好。

为进一步分析各个参数对血压值的作用, 采用因子分析法分析各个参数的权值, 首先得到 KMO 参数为 0.732, Bartlett 的 Sig 参数是 $0 < 0.005$, 可以应用因子分析法分析各参数的作用。从中提取出 3 个因子表示原有 15 个参数特征, 表 6 表示了各个因子的特征值、方差贡献率和累积方差贡献率, 从表中可知这 3 个因子可表示原有 15 个变量的 84.52% 的信息。

表 5 3 种方法在单次测量实验和重复测量实验测量的比较(mmHg)

		单次测量			重复测量	
		均值 ± 标准差	个体 1	个体 2	个体 3	均值 ± 标准差
SBP	本文方法	-1.57 ± 6.12	-0.16 ± 6.45	3.93 ± 6.82	-3.70 ± 2.55	-2.12 ± 5.10
	经典方法 1	2.22 ± 13.81	-6.53 ± 2.09	4.48 ± 4.51	-8.04 ± 5.80	-1.94 ± 6.92
	经典方法 2	2.83 ± 19.81	24.59 ± 52.08	5.30 ± 5.79	-3.44 ± 7.02	11.99 ± 35.57
DBP	本文方法	-0.62 ± 4.82	0.10 ± 5.25	2.55 ± 4.33	-3.98 ± 2.99	-2.52 ± 4.41
	经典方法 1	0.65 ± 8.86	-4.24 ± 2.13	6.18 ± 3.12	-7.37 ± 3.73	-0.15 ± 6.35
	经典方法 2	-4.88 ± 9.41	13.62 ± 11.42	9.31 ± 3.64	5.99 ± 4.14	-10.60 ± 8.37

表 6 各个因子的特征值、方差贡献率和累积方差贡献率

因子个数	1	2	3
方差贡献率	42.332	27.444	14.743
累积方差贡献率	42.332	69.776	84.520
特征值	6.350	4.117	2.211

为进一步分析, 这 3 个主成分代表的实际意义, 经过求解得到旋转载荷系数表(表 7)。

因子 1 主要表征收缩期面积(a_{10}), 舒张期面积(a_{11}), 总面积(a_{12}), 脉搏波第 1 峰值与最小值的差值(a_{15}), 脉搏波第 1 峰值与第 2 峰值之间的差值(a_{14}), 脉搏波第 1 峰值的变化(a_2), 因子 1 是动力因子。因子 2 主要表征相邻脉搏波切迹点之间的时间间隔(a_9), 相邻脉搏波第 1 峰值点之间的时间间隔(a_3), 相邻脉搏波最小值点之间的时间间隔(a_7), 相邻脉搏波第 2 峰值点之间的时间间隔的变化(a_5), 因

子 2 是速度因子。因子 3 主要表征脉搏波传输时间(a_1)的变化, 是传输时间因子; 因子 1、因子 2 和因子 3 之间相互独立。

因子得分公式为

$$F_i = \beta_{1i} \cdot x_1 + \beta_{2i} \cdot x_2 + \dots + \beta_{mi} \cdot x_m \quad (6)$$

其中, x_i 代表原变量, F_i 代表因子, β_{mi} 代表权值系数。

权重比公式为

$$\omega_j = \frac{\beta_j}{\sum_{j=1}^{15} \beta_j}, \quad \beta_j = \sum_{i=1}^3 |\beta_{ji}| \cdot \omega_i \quad (7)$$

其中, 式 β_j 代表原变量对血压影响的大小, ω_i 代表因子的贡献率。各因子得分矩阵如表 8 所示。

各个参数的权重比如表 9 所示, 分析各个参数的权重信息知: 脉搏波传输时间 > 相邻脉搏波时间 > 脉搏波面积信息 > 脉搏波幅值信息 > 面积比信息。

表 7 旋转载荷系数表

	a_1	a_9	a_8	a_4	a_6	a_3	a_{10}	a_{12}	a_{13}	a_7	a_{15}	a_{14}	a_{11}	a_2	a_5
因子 1	-0.143	-0.015	-0.143	0.292	-0.528	-0.015	0.991	0.985	0.100	-0.021	0.977	0.906	0.944	0.959	-0.016
因子 2	0.021	0.948	0.334	-0.032	0.340	0.923	-0.016	0.062	-0.199	0.922	0.060	-0.123	0.141	-0.128	0.959
因子 3	0.959	0.045	0.325	0.698	0.159	-0.024	0	0.061	0.051	-0.018	-0.076	-0.203	0.122	-0.009	0.039

表 8 因子得分矩阵

	a_1	a_9	a_8	a_4	a_6	a_3	a_{10}	a_{12}	a_{13}	a_7	a_{15}	a_{14}	a_{11}	a_2	a_5
因子 1	0.008	0.005	-0.006	-0.016	0.108	-0.011	0.208	0.208	-0.036	-0.026	0.173	0.164	0.199	0.155	0
因子 2	0.034	0.311	-0.053	-0.025	-0.080	0.251	-0.021	-0.014	0.077	0.257	0.002	0.011	-0.008	0.004	0.311
因子 3	0.922	0.153	-0.251	0.277	-0.026	-0.098	-0.016	-0.019	-0.066	-0.098	-0.012	0.002	-0.021	0.077	0.122

表 9 各个参数的权重比

参数	a_1	a_9	a_5	a_{10}	a_7	a_{12}	a_{11}	a_3	a_2	a_{15}	a_{14}	a_6	a_4	a_8	a_{13}
权值	0.1162	0.0600	0.0808	0.0752	0.0750	0.0740	0.0700	0.0688	0.0610	0.0591	0.0569	0.0559	0.0426	0.0423	0.0360

4 结束语

本文提出一种基于 BP 神经网络的多参数融合血压测量方法。从心电信号和血氧容积波中提取与血压密切相关的 15 个特征参数,用这些特征参数构成特征向量输入到 BP 神经网络中,用以构建血压计算模型,用于计算血压值。经过在天坛医院的比对测试,单次测量收缩压和舒张压误差的平均差±标准差分别是 -1.57 ± 6.12 mmHg 和 -0.62 ± 4.82 mmHg,重复测量收缩压和舒张压的平均差±标准差是 -2.12 ± 5.10 mmHg 和 -2.52 ± 4.41 mmHg,舒张压和收缩压的测量精度均达到了 BHS 标准的 Grade A 标准和 AAMI 标准。

参考文献

- [1] BUXI D, REDOUTE J M, and YUCE M R. Blood pressure estimation using pulse transit time from bioimpedance and continuous wave radar[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2017, 64(4): 917-927.
- [2] POON C C and ZHANG Y T. Cuff-less and noninvasive measurements of arterial blood pressure by pulse transit time[C]. International Conference of the Engineering in Medicine & Biology Society, Shanghai, China, 2005: 5877-5880.
- [3] RIBAS V. Continuous blood pressure assessment from a photoplethysmographic signal with Deep Belief Networks[J]. *Faseb Journal*, 2014, 28(1): Supplement LB674.
- [4] PAN J and TOMPKINS W J. A real-time QRS detection algorithm[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 1985, 32(3): 230-236. doi: 10.1109/TBME.1985.325532.
- [5] 丁有得. 基于容积脉搏波血流多参数测量的研究[D]. [博士论文], 南方医科大学, 2010.
DING Youde. Study on blood flow multi-parameters detecting based on the volume pulse wave[D]. [Ph.D. dissertation], Southern Medical University, 2010.
- [6] 吴秋玲, 吴蒙. 基于小波变换的语音信息隐藏新方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(4): 834-840. doi: 10.11999/JEIT150856.
- [7] WU Qiling and WU Meng, One new audio information hidden method based on wavelet transform[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(4): 834-840. doi: 10.11999/JEIT150856.
- [7] 吴光文, 王昌明, 包建东, 等. 基于自适应阈值函数的小波阈值去噪方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6): 1340-1347. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00798.
- [7] WU Guangwen, WANG Changming, BAO Jiandong, et al. A wavelet threshold de-noising algorithm based on adaptive threshold function[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(6): 1340-1347. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00798.
- [8] 田晶晶, 李广军, 李强. 一种基于迭代短卷积算法的低复杂度并行 FIR 滤波器结构[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(5): 1151-1157. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00976.
- [8] TIAN Jingjing, LI Guangjun, and LI Qiang. Hardware-efficient parallel structures for linear-phase FIR digital filter based on iterated short convolution algorithm[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(5): 1151-1157. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00976.
- [9] 黄聪, 刘寅. 基于多普勒频偏估计的单帧图像低速运动目标检测方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(7): 1638-1644. doi: 10.11999/JEIT151078.
- [9] HUANG Cong and LIU Yin, Low-speed moving target detection of single frame image based on Doppler shift estimation[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(7): 1638-1644. doi: 10.11999/JEIT151078.
- [10] 黄晓霞, 罗胜钦, 陆明达. 神经网络实现稳定的自适应 IIR 滤波器[J]. 电子与信息学报, 1997, 19(4): 445-450.
- [10] HUANG Xiaoxia, LUO Shengqin, and LU Mingda. A circuit of artificial neural network for implementing stable adaptive IIR filter[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 1997, 19(4): 445-450.
- [11] 许华健, 杨志伟, 廖桂生, 等. 一种稳健的非均匀杂波协方差矩阵估计方法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(5): 1036-1043. doi: 10.11999/JEIT160747.

- XU Huaqian, YANG Zhiwei, LIAO Guisheng, *et al.* Robust approach for clutter covariance matrix estimation with STAP in heterogeneous environment[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2017, 39(5): 1036-1043. doi: 10.11999/JEIT160747.
- [12] 韩庆阳, 王晓东, 李丙玉, 等. EEMD 在同时消除脉搏血氧检测中脉搏波信号高频噪声和基线漂移中的应用[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(6): 1384-1388. doi: 10.11999/JEIT141390.
- HAN Qingyang, WANG Xiaodong, LI Bingyu, *et al.* Using EEMD to eliminate high frequency noise and baseline drift in pulse blood-oximetry measurement simultaneously[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(6): 1384-1388. doi: 10.11999/JEIT141390.
- [13] 唐洪荣, 沈民奋, 李斌. 周期紧支撑径向基函数对 BEMD 的优化[J]. *电子与信息学报*, 2008, 30(1): 149-153. doi: 10.3724/SP.J.1146.2006.00849.
- TANG Hongrong, SHEN Minfen, and LI bin. The improvement of the BEMD using compactly supported RBF[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2008, 30(1): 149-153. doi: 10.3724/SP.J.1146.2006.00849.
- [14] YUAN Zhaokai, HUANG Xianping, FAN Fuyuan, *et al.* Analysis of photoplethysmogram on different positions of 253 normal adults[J]. *Journal of Hunan College of Traditional Chinese Medicine*, 2000, 20(3): 1-3.
- [15] WAMER H R, SWAN H J, CONNOLLY D C, *et al.* Quantitation of beat-to-beat changes in stroke volume from the aortic pulse contour in man[J]. *Journal of Applied Physiology*, 1953, 5(9): 495-507.
- [16] ELGENDI M. On the analysis of fingertip photoplethysmogram signals[J]. *Current Cardiology Reviews*, 2012, 8(1): 14-25.
- [17] CHANDRARATNA P A, SAN P S, SCHNEIDER R, *et al.* Implications of changes in amplitude and contour of the mercury strain gauge plethysmograph pulse tracing[J]. *Heart*, 1978, 40(8): 907-910.
- [18] De S G, DEVEREUX R B, CHINALI M, *et al.* Association of blood pressure with blood viscosity in american indians: The strong heart study[J]. *Hypertension*, 2005, 45(4): 625-30.
- [19] KOUNALAKIS S N and GELADAS N D. The role of pulse transit time as an index of arterial stiffness during exercise[J]. *Cardiovascular Engineering*, 2009, 9(3): 92-97.
- [20] SAITO M, MATSUKAWAM, ASADA T, *et al.* Noninvasive assessment of arterial stiffness by pulse wave analysis[J]. *IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control*, 2012, 59(11): 2411-2419.
- [21] SHI P, HU S, ZHU Y, *et al.* Insight into the dicrotic notch in photoplethysmographic pulses from the finger tip of young adults[J]. *Journal of Medical Engineering & Technology*, 2009, 33(8): 628-633.
- [22] LAX H, FEINBERG A W, and COHEN B M. Studies of the arterial pulse wave. I. The normal pulse wave and its modification in the presence of human arteriosclerosis[J]. *Journal of Chronic Diseases*, 1956, 3(6): 618-631.
- [23] BABCHCHENKO A, DAVIDSON E, GINOSAR Y, *et al.* Photoplethysmographic measurement of changes in total and pulsatile tissue blood volume, following sympathetic blockade [J]. *Physiological Measurement*, 2001, 22(2): 389-397.
- [24] AWAD A A, HADDADIN A S, TANTAWY H, *et al.* The relationship between the photoplethysmographic waveform and systemic vascular resistance[J]. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 2007, 21(6): 365-372.
- [25] LI J, JIN J, CHEN X, *et al.* Comparison of respiratory-induced variations in photoplethysmographic signals[J]. *Physiological Measurement*, 2010, 31(3): 415-425.
- [26] HOISETH L O, HOFF I E, HAGEN O A, *et al.* Respiratory variations in the photoplethysmographic waveform amplitude depend on type of pulse oximetry device[J]. *Journal of Clinical Monitoring and Computing*, 2016, 30(3): 317-325.
- [27] FOO J Y, LIM C S, and WILSON S J. Photoplethysmographic assessment of hemodynamic variations using pulsatile tissue blood volume[J]. *Angiology*, 2009, 59(6): 745-752. doi: 10.1177/0003319708314245.
- [28] JOHANSSON A. Neural network for photoplethysmographic respiratory rate monitoring[J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2003, 41(3): 242-248.
- [29] SZTAJZEL J. Heart rate variability: A noninvasive electrocardiographic method to measure the autonomic nervous system[J]. *Swiss Medical Weekly*, 2004, 134(35/36): 514-522.
- [30] LACKNER P, GUENGOER E, BEER R, *et al.* Photoplethysmography pulse rate variability as a surrogate measurement of heart rate variability during non-stationary conditions[J]. *Physiological Measurement*, 2010, 31(9): 1271-1290.
- [31] GU W B, POON C C Y, and ZHANG Y T. A novel parameter from PPG dicrotic notch for estimation of systolic blood pressure using pulse transit time[C]. International Summer School and Symposium on Medical Devices and Biosensors, HKSAR, 2008: 86-88.
- [32] SHALTIS P, REISNER A, and ASADA H. Calibration of the photoplethysmogram to arterial blood pressure: Capabilities and limitations for continuous pressure monitoring[J]. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Shanghai, China, 2005, 4: 3970-3973. doi: 10.1109/IEMBS.2005.1615331.
- [33] GU G, YANG L, LIU C, *et al.* Age and blood pressure associated changes in the Gaussian modeling characteristics of the photoplethysmographic pulse[J]. *Experimental &*

- Clinical Cardiology*, 2014, 20(9): 4943-4951.
- [34] 徐可欣, 王继寸, 余辉, 等. 脉搏波时域特征与血压相关性的研究[J]. 中国医疗设备, 2009, 24(8): 42-45.
- XU Kexin, WANG Jicun, YU Hui, *et al.* The research about the correlation between the pulse wave time-domain characteristics and blood pressure[J]. *China Medical Devices*, 2009, 24(8): 42-45.
- [35] 罗志昌, 张松, 杨文鸣, 等. 脉搏波波形特征信息的研究[J]. 北京工业大学学报, 1996, 22(1): 71-79.
- LUO Zhichang, ZHANG Song, YANG Wenming, *et al.* The research about pulse wave characteristic information[J]. *Journal of Beijing Polytechnic University*, 1996, 22(1): 71-79.
- [36] 曾勇, 舒欢, 胡江平, 等. 基于 BP 神经网络的自适应伪最近邻分类[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(11): 2774-2779. doi: 10.11999/JEIT160133.
- ZENG Yong, SHU Hua, HU Jiangping, *et al.* Adaptive pseudo nearest neighbor classification based on BP neural network[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(11): 2774-2779. doi: 10.11999/JEIT160133.
- 徐志红: 女, 1989 年生, 博士生, 研究方向为可穿戴式设备开发与研究.
- 方 震: 男, 1976 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为可穿戴式技术.
- 陈贤祥: 男, 1979 年生, 副研究员, 硕士生导师, 研究方向为可穿戴式技术.
- 覃 力: 男, 1987 年生, 博士生, 研究方向为大型软件设计、机器学习.
- 杜利东: 男, 1981 年生, 助理研究员, 研究方向为多传感器集成及微纳制造技术研究.
- 赵 湛: 男, 1958 年生, 研究员, 博士生导师, 研究方向为多传感器集成及微纳制造技术、无线传感器网络应用技术、生命信息感知与计算.