

基于 RNN 的脉搏波血压计的研究与实现^{*}

刘艳萍, 李 杰, 金 菲

(河北工业大学 电子信息工程学院, 天津 300401)

摘 要: 针对于传统袖带血压计的不便捷性和不连续性, 设计了一种便携式的脉搏波血压计。该血压计通过光电传感器采集指端的脉搏波信号; 在微控制器中对脉搏波信号进行预处理及血压的计算, 其中通过训练优化好的循环神经网络预测模型来预测计算血压值; 将预测出来的血压值显示到 OLED 显示屏, 最终实现实时连续血压的监测。经测试, 该便携式脉搏波血压计的血压预测误差在 ± 5 mmHg 之内, 符合国际血压计测量的误差范围。所设计的便携式基于 RNN 的脉搏波血压计为智能穿戴健康监护设备的开发和设计提供了较高的参考价值。

关键词: 便携式; 脉搏波; 血压计; 循环神经网络

中图分类号: TH776

文献标识码: A

DOI: 10.16157/j.issn.0258-7998.175084

中文引用格式: 刘艳萍, 李杰, 金菲. 基于 RNN 的脉搏波血压计的研究与实现[J]. 电子技术应用, 2018, 44(6): 76-79, 84.

英文引用格式: Liu Yanping, Li Jie, Jin Fei. Research and design of pulse wave sphygmomanometer based on RNN[J]. Application of Electronic Technique, 2018, 44(6): 76-79, 84.

Research and design of pulse wave sphygmomanometer based on RNN

Liu Yanping, Li Jie, Jin Fei

(College of Electrical and Information Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: Aiming at the inconvenience and discontinuity of traditional cuff sphygmomanometer, a portable pulse wave sphygmomanometer is designed. The sphygmomanometer collects the pulse wave signal of the finger end through the photoelectric sensor, pre-processes the pulse wave signal and the blood pressure in a micro controller, and predicts and calculates the blood pressure value by training and optimizing a circulating neural network prediction model. Blood pressure values will be displayed on the OLED display, ultimately realizing real-time continuous blood pressure monitoring. After tested, portable pulse wave sphygmomanometer blood pressure prediction error is within plus or minus 5 mmHg, in line with international sphygmomanometer measurement error range. The portable RNN-based pulse wave sphygmomanometer designed in this paper provides a high reference value for the development and design of intelligent wear health monitoring equipment.

Key words: portable; pulse wave; sphygmomanometer; recurrent neural network

0 引言

便携式可穿戴医疗电子产品可以随时随地监控人们自身的健康状况。但是目前常用的充气式血压计不方便携带, 同时其袖带测量会让人产生束缚感, 所以设计一款便携式无束缚的血压计是目前急需解决的问题。

本文采用光电容积描记法采集人体的脉搏波信号。利用光电技术检测血液容积的变化, 通过分析容积变化的脉动性, 进行血压的计算。光电法采集到的脉搏波数据具有较强的随机性和复杂性, 是一种非线性、非稳定的时间序列, 对其很难用一种简单的非线性模型来完整描述并准确预测血压。文献[1]采用 LSTM 神经网络模型, 通过脉搏波传导时间来预测血压, 需要采用心电和脉搏波两路信号共同计算出脉搏波传导时间, 对心电和

脉搏波数据进行特征点的提取, 同时训练的年龄段比较集中。文献[2]采用 410 个人的脉搏波 (PPG) 信号进行机器学习模型的训练, 得到预测血压的预测模型, 输入的训练参数较少, 容易降低训练模型的普遍适应性。

本文基于循环神经网络, 设计了一个 3 层的循环神经网络血压预测模型, 根据容积脉搏血流量信息与人体血压的关系预测人体的收缩压和舒张压。循环神经网络能够在当前时刻训练时添加上一时刻的特征参数, 体现出脉搏波信号时序的连续性; RNN (Recurrent Neuron Network) 单元层会自动提取需要的特征信息。所以建立的脉搏波血压预测模型的预测效果会大大提高。

1 基本原理

血压是血管内血液对血管壁的压力。人们通常说的血压指的是动脉血压, 是推动血液在血管内流动的动力, 心脏在周期收缩和舒张的同时, 血管里的血液体积

《电子技术应用》2018 年第 44 卷 第 6 期

^{*} 基金项目: 河北省自然科学基金 (E2016202341)

会发生脉动性变化^[3]。

1.1 血压跟脉搏波关系

根据 Lambert-Beer 定律和光的散射理论, 由于指端组织对光源的吸收程度不一样, 心脏收缩射血前后光学传感器接收到的透射光的光强存在一定的变化量 ΔI , 其中忽略了毛细血管的形状对光强吸收的影响。心脏收缩向血管内射血, 动脉血管内半径为 d , 血管内血液量增加后血管的内半径增加 Δd , 血管内的血量发生变化会导致动脉血压也随之发生变化^[4]。血管内血液容积的变化量和压力的变化量之间的关系如下:

$$\Delta P = \frac{1}{K} \Delta V \quad (1)$$

式中, ΔP 为血压的变化量, K 为血管顺应的特征参数, ΔV 为血液容积的变化量。

通过计算, 可以将血压的变化量 ΔP 和血管内半径变化量 Δd 线性表示为:

$$\Delta P = \theta_2 \Delta d \quad (2)$$

其中, θ_2 表示为 $\frac{1}{K}$ 与血管半径的关系式。

心脏搏动前后透射光的强度变化可以表示为:

$$\Delta I = \theta \Delta d \quad (3)$$

其中, θ 反映的是非动脉组织和动脉组织中物质的吸光系数和浓度的系数。

由式(1)~式(3)变换后可以得到人体血压变化量和透射光强度变化量之间的关系:

$$\Delta P = \frac{\theta}{\theta_2} \Delta I \quad (4)$$

由式(4)可见, 血压变化量 ΔP 和透射光的光强变化量 ΔI 之间存在一定的关系。因此可以采用透射光照射手指指端血管, 由光接收器接收到透过血管的光强度, 将此光强度变化信号转换成电信号, 便可获得容积脉搏波的变化, 脉动的脉搏波电信号能够表征血压的变化, 能够通过脉搏波波形变化来预测血压。

1.2 循环神经网络的基本原理

RNN 是一种对序列数据建模的神经网络, 即一个序列当前的输出与前面的输出也有关^[5]。具体的表现形式为, 网络会对前面的信息进行记忆并应用于当前输出的计算中, 即隐藏层之间的节点不再是无连接而是有连接, 并且隐藏层的输入不仅包含输入层的输出还包括上一时刻隐藏层的输出, 图 1 为 RNN 模型的示例图。

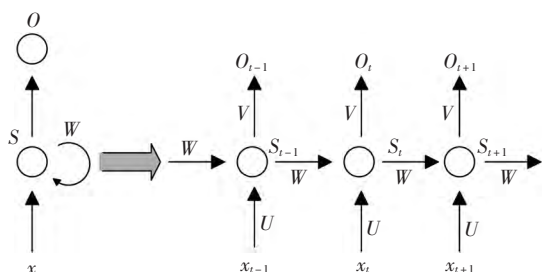


图 1 RNN 模型结构示意图

图 1 中 x_t 是 t 时刻的输入, S_t 是 t 时刻的隐状态 (memory), 基于上一时刻的隐状态和当前输入得到: $S_t = f(Ux_t + WS_{t-1})$, 其中 f 一般是非线性的激活函数, 在计算 S_0 时, 即第一个血压值的隐藏层状态, 需要用到 S_{-1} , 但是并不存在, 在现实中一般置为 0。 O_t 表示 t 时刻的输出, 表达式为 $O_t = \text{softmax}(VS_t)$ 。在传统神经网络中, 每个网络层的参数是不能共享的; 而在 RNN 模型中, 所有层次均共享同样的参数。说明 RNN 中的每一步都在做相同的事, 只是输入不同, 大大降低了网络的参数。

2 循环神经网络预测算法的实现

2.1 循环神经网络模型的建立

2.1.1 数据的准备

通过本文设计的血压计采集模块, 在医院、学校等场所对采集对象进行脉搏波数据的采集, 同时用欧姆龙血压仪对血压测量标定。采集过程中要求被采集者静坐, 保证采集到的脉搏波数据和血压值的准确性。

每个采集对象的采集时间是 30 s, 因为采集模块的采样频率是 100 Hz, 每 10 ms 采集一个脉搏波数据, 所以每个对象采集的数据是 3 000 个点, 也就是每组数据包含 3 000 个点。在采集数据的同时用欧姆龙血压仪测量人体的收缩压和舒张压。

2.1.2 数据的预处理

脉搏波信号频率比较低, 采集到的原始的脉搏波会存在很多噪声, 所以在计算血压之前要先进行脉搏波数据的预处理。脉搏波原始数据中存在的主要噪声有工频噪声、呼吸产生的噪声、采集过程中抖动产生的噪声以及外界光干扰产生的噪声等。针对外界光干扰和采集过程中抖动产生的噪声, 硬件系统设计添加了滤波器, 同时外壳也做了遮光, 减少外界光的干扰。

脉搏波信号是人体的生理信号, 频率较低, 主要集中在 0.1~10 Hz, 针对脉搏波信号 10 Hz 以上的都是要滤除的高频噪声, 本文采用椭圆低通滤波器^[6]对脉搏波信号进行高频噪声的去除。原始脉搏波数据经过椭圆低通滤波前后对比图如图 2 所示, 可以看出高频毛刺已经

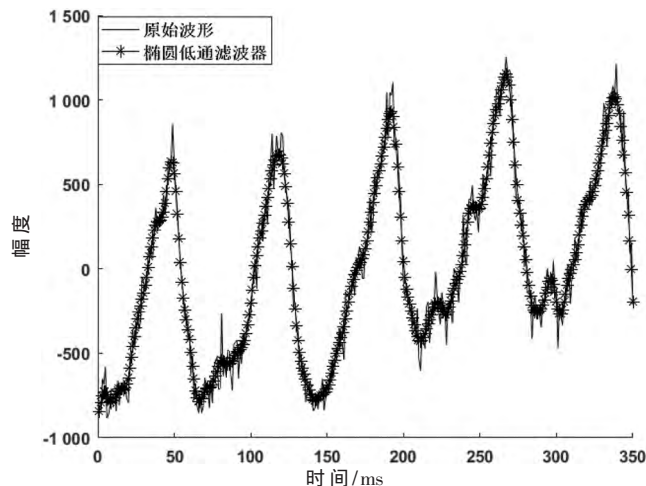


图 2 椭圆低通滤波前后对比图

被滤除,波形比较光滑,同时保留了原始脉搏波的波形特征。

2.1.3 模型的建立

由于人体心率的正常范围为 60~100 次/min,128 个点就基本包含了一个心率周期,本文从一组脉搏波数据中挑选完整脉搏波数据的 128 个点用作预测模型的输入。每一组输入的数据包含红光的 128 个预处理后的脉搏波数据,输出数据包含二维特征(收缩压和舒张压),如表 1 所示。

表 1 输入输出特征

输入特征	单位	输出特征	单位
脉搏波数据	128 个离散点	收缩压 (SBP)	mmHg
/	/	舒张压 (DBP)	mmHg

本文设计了一个含有 3 个网络层的循环神经网络模型,输入特征点的个数选择 128 个点。为了防止因为样本数据有限出现严重的过拟合的现象,在训练模型隐藏层没有选择更深的网络。本文循环神经网络模型包含 1 个输入层、3 个 RNN 单元层和 1 个输出层。输入层用于输入与血压有相关性的脉搏波数据;3 个 RNN 单元层用于信息特征的提取;1 个输出层采用均方差损失函数作为输出,均方差的表达式如(5)所示,输出层用于最后对收缩压和舒张压数值的预测。

$$f(i) = \frac{\sum_{i=1}^n (\text{pred}(i) - y(i))^2}{n} \quad (5)$$

式中, n 表示测试样本的数目, $\text{pred}(i)$ 表示当前第 i 测试样本输出的概率, $y(i)$ 表示真实样本的概率分布值。

2.2 循环神经网络的训练及测试结果分析

网络训练时,设初始学习率 lr 为 0.01,动量项系数为 0.9,即每训练 2 000 次学习率降低 10 倍;由于数据量并不大而 3 层网络较深,故加入 Dropout 来防止训练时出现过拟合的现象^[7],值设为 0.7;训练的迭代次数选择 10 000 次。对于每一组数据训练损失曲线在训练次数达到 2 000 次时,损失曲线就基本不变,损失也不会下降,预测模型基本稳定。

对采集模块采集到的脉搏波数据,分别用 6 000 组、7 000 组和 8 000 组进行训练,2 000 组进行预测验证。不同训练集预测误差均值和 RMSE 如表 2 所示。经实验证明采用 8 000 组数据时,网络能够得到充分训练。

其中用 8 000 组数据进行训练得到的预测误差分布柱状图如图 3 所示。SBP 的预测误差均值为 3.45 mmHg,

表 2 不同训练集预测误差的对比分析

训练数据 个数	SBP/mmHg		DBP/mmHg	
	误差均值	RMSE	误差均值	RMSE
6 000	7.6	8.23	5.83	4.81
7 000	5.45	7.71	4.95	4.6
8 000	3.45	2.51	2.73	3.68

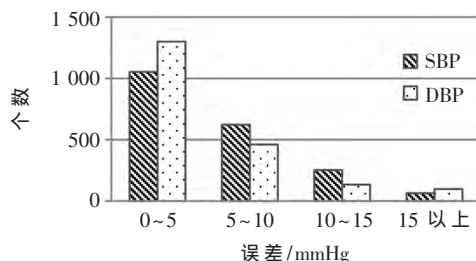


图 3 预测误差分布统计柱状图

RMSE 为 2.51 mmHg;DBP 的预测误差均值为 2.73 mmHg, RMSE 为 3.68 mmHg。文献[8]采用循环神经网络预测血压值,通过脉搏波传导时间和一些脉搏波特征参数预测血压,SBP 的预测误差均值为 4.13 mmHg,DBP 的预测误差均值为 2.8 mmHg。通过对比分析发现,本研究采用脉搏波数据进行血压的预测,预测效果有明显的提升。

3 系统设计

3.1 硬件系统设计

硬件系统主要包括光电采集模块、主控模块、显示模块 3 部分。其中光电采集模块完成信号的采集及前端信号预处理;主控模块完成信号滤波及算法的实现,并将结果送显示模块的 OLED 进行实时显示。

3.1.1 光电采集模块

信号采集模块框图如图 4 所示,本系统采集部位在手指指端,采用透射式测量法。信号采集模块由光电采集和模拟前端处理两部分组成。光电采集包含 LED 光源及光电传感器,模拟前端处理由 TI 公司的 AFE4400 芯片实现。

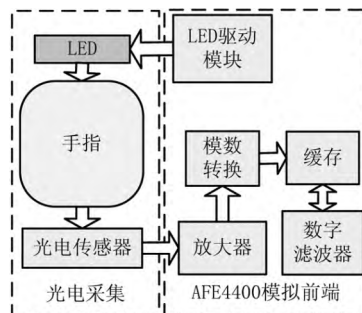


图 4 信号采集模块的框图

模拟前端 AFE4400 集成了 LED 驱动电路、放大电路、数字转换器和数字滤波器。AFE4400 的 LED 驱动电路驱动 LED 红光光源闪烁,并且控制 LED 的闪烁周期^[9-10]。光电传感器将光信号转换成电信号,经 AFE4400 的放大转换及滤波处理后,得到有效稳定的脉搏波信号。

3.1.2 主控模块

本血压检测系统芯片选择超小型、超低功耗 MSP430^[11] 单片机。本文通过 SPI 总线将光电采集模块输出的数字脉搏波信号传递给微处理器 MSP430 进行血压的计算。

3.1.3 显示模块

本系统使用中景园 0.96 英寸的 OLED 显示屏, OLED 显示屏的接口电路如图 5 所示,单片机通过 I²C 接

《电子技术应用》2018 年第 44 卷 第 6 期

口将血压值传给 OLED 显示屏, SCLK 为 IC 通信时钟管脚, SDIC 为 IC 通信数据接口。

2.73 mmHg, RMSE 为 3.39 mmHg, DBP 误差均值为 3 mmHg, RMSE 为 3.46 mmHg。测试的血压值均在一致性界限以

内, 可知本文设计的便携式脉搏波血压计和欧姆龙电子血压仪所测得的血压值有较高的一致性, 能保证血压监测的精准度。

5 结论

基于 RNN 的脉搏波血压计采用光电描记法采集人体的脉搏波信号, 根据脉搏波信号与血压的关系, 建立循环神经网络的预测模型, 将脉搏波数据输入预测模型计算出血压值, OLED

显示屏上进行实时的显示。本文研究设计的血压计体积小、方便携带、操作简单、功耗和成本比较低、预测血压的精准度高、稳定性好, 能够实现血压的实时监测, 减少因为病情发现不及时而延误病情的现象。

3.2 系统软件设计

本系统的软件部分完成系统信号的采集、处理和显示。

数据采集流程图如图 6 所示。先对 AFE4400 进行初始化, 然后驱动 LED 红外光闪烁, 当采集到的数据个数到达 128 时, 停止循环完成一个数据包的采集。将一个包的脉搏波数据经 SPI 传给主控制模块, 进行数据的预处理以及血压的计算, 最后传给 OLED 显示屏。

数据处理和显示模块对主控制模块接收的一个包的脉搏波数据采用椭圆低通滤波器进行预处理, 然后将预处理后的脉搏波数据输入到循环神经网络模型中进行血压的计算, 并将计算出来的收缩压和舒张压发送给 OLED 显示屏进行显示。

4 测试结果

为验证设计的合理性, 挑选年龄不同的 50 人作为测试样本, 并将其与符合国家标准欧姆龙血压计进行对比。

本研究采用 Bland-Altman 法对基于 RNN 的脉搏波血压计测得的血压值和欧姆龙电子血压仪测得的血压值进行一致性分析。在所有测试样本的对比中挑选其中代表样本 15 组, 两种测量方法所测血压的一致性分析图如图 7 所示。

采用欧姆龙电子血压仪的测试结果与本系统测量结果进行分析, 本系统测量血压的 SBP 误差均值为

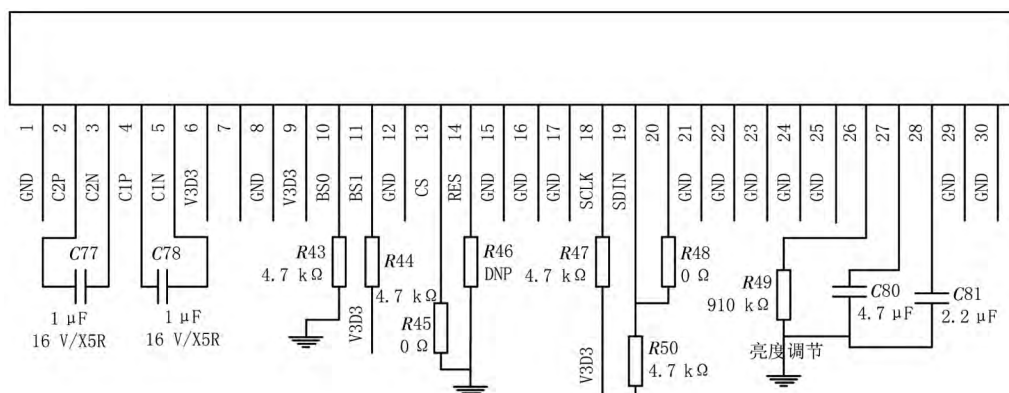


图 5 OLED 显示屏的接口电路

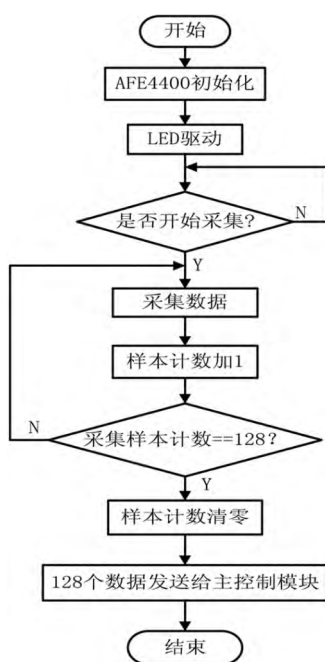


图 6 采集模块流程图

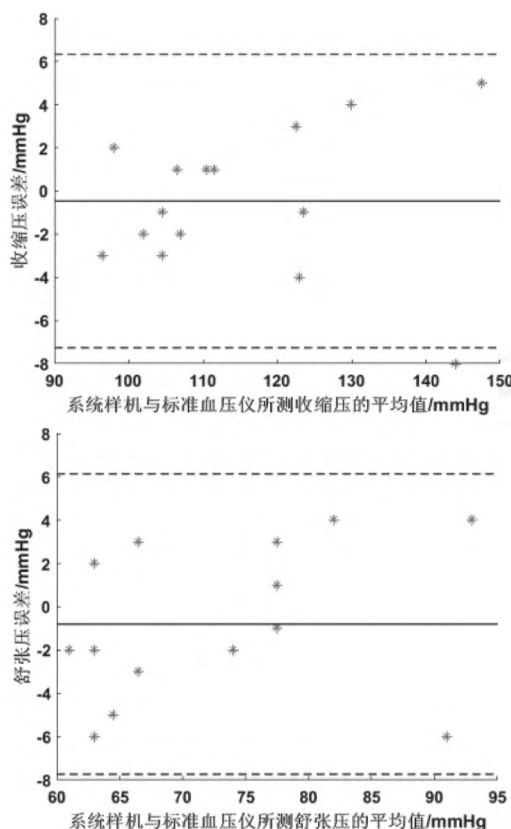


图 7 两种测量方法所测血压的一致性分析图

参考文献

- [1] LO P W, LI X T, WANG J, et al. Continuous systolic and diastolic blood pressure estimation utilizing long short-term memory network[C]. International Conference of the IEEE

(下转第 84 页)

参考文献

- [1] 冯大权.D2D 通信无线资源分配研究[D].成都:电子科技大学,2015.
- [2] KLAUS D, MIKA R, CARL W, et al. Device-to-device communication as an underlay to LTE-Advanced networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2009, 47(12): 42-49.
- [3] 钱志鸿, 王雪. 面向 5G 通信网的 D2D 技术综述[J]. 通信学报, 2017, 37(7): 1-12.
- [4] QIAO J, SHEN X S, JON W M, et al. Enabling device-to-device communications in millimeter-wave 5G cellular networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2015, 53(1): 209-215.
- [5] FENG D Q, LU L, YI Y W, et al. Device-to-device communications in cellular networks[J]. IEEE Communications Magazine, 2014, 52(4): 49-55.
- [6] ZHANG Z, SHI J, CHEN H H, et al. A cooperation strategy based on Nash bargaining solution in cooperative relay networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2008, 57(4): 2570-2577.
- [7] ZHANG C, ZHAO H L. A novel fair cooperation strategy based on Kalai-Smorodinsky bargaining solution for selfish cooperative relay networks[C]. Proceedings of IEEE 17th International Conference on Intelligent Transportation Systems. Qingdao: IEEE, 2014: 2107-2112.
- [8] ZHANG G, ZHANG H, ZHAO L, et al. Fair resource sharing for cooperative relay networks using Nash bargaining solutions[J]. IEEE Communication Letters, 2009, 13(6): 381-383.
- [9] JANZAMIN M, PAKRAVAN M, SEDGHI H. A game-theoretic approach for power allocation in bidirectional cooperative communication[C]. Proceedings of IEEE Wireless Communications and Networking Conference. Sydney: IEEE, 2010: 1-6.
- [10] ZHANG G, YANG K, LIU P, et al. Joint channel bandwidth and power allocation game for selfish cooperative relaying networks[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2012, 61(9): 4142-4156.
- [11] KRIKIDIS I, THOMPSON J, MCLAUGHLIN S, et al. Amplify-and-forward with partial relay selection[J]. IEEE Communications Letters, 2008, 12(4): 235-238.
- [12] SARAYDAR C U, MANDAYAM N B, GOODMAN D J. Pricing and power control in a multicell wireless data network[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2001, 19(10): 1883-1892.
- [13] GOLDSMITH A. Wireless communication[M]. London: Cambridge University Press, 2005.
- [14] NASH J. The bargaining problem[J]. Econometrica, 1950, 28(2): 155-162.

(收稿日期: 2017-09-19)

作者简介:

张闯(1986-), 男, 博士研究生, 工程师, 主要研究方向: 无线通信、电力电子。

邵坦(1986-), 男, 本科, 工程师, 主要研究方向: 电力电子、仪器仪表。

王慧武(1968-), 男, 硕士研究生, 高级工程师, 主要研究方向: 电能质量测试分析、电能计量。

(上接第 79 页)

- Engineering in Medicine and Biology Society. IEEE, 2017: 1853-1856.
- [2] MONTE-MORENO E. Non-invasive estimate of blood glucose and blood pressure from a photoplethysmograph by means of machine learning techniques[J]. Artificial Intelligence In Medicine, 2011, 53(2): 127-128.
- [3] RUIZ-RODRÍGUEZ J C, RUIZ-SANMARTÍN A, RIBAS V, et al. Innovative continuous non-invasive cuffless blood pressure monitoring based on photoplethysmography technology[J]. Intensive Care Medicine, 2013, 39(9): 1618-1625.
- [4] 殷广亮. 用红外脉搏传感器实现连续血压测量的研究[D]. 上海: 东华大学, 2016.
- [5] 范峻翔, 李琦, 朱亚杰, 等. 基于 RNN 的空气污染时空预报模型研究[J]. 测绘科学, 2017, 42(7): 76-83, 120.
- [6] 刘文远, 张静远, 蒋贤芬. 一种新型椭圆低通滤波器的设计与实现[J]. 电子器件, 2008(4): 1265-1267, 1272.
- [7] ZOLNA K, ARPIT D, SUHUBDY D, et al. Fraternal dropout[J].

arXiv Preprint arXiv: 1711.00066, 2017.

- [8] SU P, DING X, ZHANG Y, et al. Learning to predict blood pressure with deep bidirectional LSTM Network[J]. arXiv Preprint arXiv: 1705.04524, 2017.
- [9] 石龙飞, 赵珂, 李烨, 等. 基于 AFE4400 的无创血氧饱和度测量系统设计[J]. 集成技术, 2015, 4(2): 75-85.
- [10] 黎圣峰, 庞宇, 高小鹏, 等. 便携式血氧信号检测装置设计[J]. 传感器与微系统, 2017, 36(3): 110-112.
- [11] 闫庆广, 尹军, 何庆华, 等. 基于 MSP430 单片机的无线光电容积脉搏波检测模块[J]. 半导体光电, 2012, 33(2): 299-302.

(收稿日期: 2017-12-20)

作者简介:

刘艳萍(1966-), 女, 博士, 教授, 主要研究方向: 通信及测控技术和信息智能处理。

李杰(1993-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 信号处理、智能信息处理。

金菲(1991-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 电子信息技术与工程。