

DOI: 10.13382/j.jemi.B2104284

基于 GRU 神经网络的脉搏波波形预测方法研究*

朱凌建 陈剑虹 王裕鑫 郑 钰 王 森 荀子涵

(西安理工大学机械与精密仪器工程学院 西安 710048)

摘要:随着生活水平的提高,人们对健康的关注度越来越高,尤其是适应快节奏生活的手环等便携式生理监测设备,备受人们青睐。光电容积脉搏波描记法(PPG)作为一种无创人体脉搏采集手段,被广泛应用于此类设备中。人体脉搏中包含很多生理信息,如血压、血糖、动脉硬化等,为了对这些信息进行提取和分析,目前主要采用机器学习的方法,通过提取脉搏波中的特征点计算特征参数进而建立生理参数模型。但此类方法需要大量且长期的脉搏数据,用于提高生理参数模型的精度,而长期的数据采集受环境限制较大且与便携式生理监测设备设计理念冲突,并且对脉搏波预测的研究存在空白。针对此问题,本文使用 Colaboratory 建立 GRU 神经网络模型与 LSTM 网络模型分别对脉搏波数据进行预测,并对影响模型性能的主要参数进行对比调参。而由自动化机器学习工具 AutoML_Alex 针对脉搏波数据分析并择优建立的 LightGBM 网络可以作为具有参考价值的基线模型。通过以上 3 个模型针对对不同个体采集到的大量脉搏波数据进行建模,对比其平均绝对百分比误差 MAPE, LSTM 为 0.879%,单层 GRU 为 0.852%,LightGBM 为 0.842%,4 层 GRU 模型为 0.828%,进而应用到不同个体上发现单层 GRU 模型的稳定性(MAPE)要优于其他模型。本文以 GRU 网络建立的脉搏波预测模型以不同个体短期脉搏数据为蓝本,对不同个体的长期脉搏波数据进行预测,进而对人体的动脉硬化生理情况进行监测达到早期发现早期预防的目的,同时为便携式生理监测设备提供技术和数据支持。

关键词: GRU;光电容积脉搏波;脉搏波预测;生理参数监测;数据支持

中图分类号: TP18;R318 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6;180.99

Research on prediction method of pulse wave waveform based on GRU neural network

Zhu Lingjian Chen Jianhong Wang Yuxin Zheng Yi Wang Sen Xun Zihan

(School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: With the improvement of living standards, people are paying more and more attention to health. In particular, the portable physiological monitoring device such as smart wristband that adapts to fast-paced life is favored by people. Photoplethysmography (PPG), as a non-invasive human pulse collection method, is widely used in such device. The human pulse contains a lot of physiological information. In order to extract and analyze this information, the method of machine learning is generally used to establish a mathematical model. However, such methods require a large amount of long-term pulse data to improve the accuracy of physiological parameter models. In response to the problem, this article uses Colaboratory to establish a GRU neural network model and together with LSTM to predict the pulse wave data and adjust the main parameters that affect the performance of the model. The automated machine learning tool AutoML_Alex analyzes the pulse wave data and establishes the LightGBM network based on the best ones, which can be used as a baseline model with reference value. Use large amounts of pulse wave data collected from different individuals to build three different models, compare with MAPE, LSTM is 0.879%, single-layer GRU is 0.852%, LightGBM is 0.842%, and four-layer GRU model is 0.828%, and apply different models to different individual predictions. It is found that the stability of the single layer in the GRU model is better in the application of different individuals. The results show that we can establish a GRU network model based on short-term pulse wave data of different individuals, predict long-term pulse wave data, and then monitor the human body's arteriosclerosis and other physiological conditions, while providing technical and data support for portable physiological monitoring equipment.

Keywords: GRU; photoplethysmography; pulse wave prediction; physiological parameter monitoring; data support

收稿日期: 2021-05-13 Received Date: 2021-05-13

* 基金项目:陕西省重点研发计划(2020ZDLGY10-04)项目资助

0 引言

脉搏波的形成是由于心脏的收缩和舒张向血管泵血时,血管会发生周期性的膨胀和收缩^[1-2],因此心脑血管表现出的不同生理病理状态会影响脉搏波的表现形式,在一定程度上可以反映出人体心脏、血管等功能的生理变化趋势^[3-4]。同时人体脉搏的波动与血管壁弹性有关^[5],血管壁弹性的变化又会影响光电探测器采集的光强度,所以不同的生理状况对应的脉搏波信号不同^[6]。当人体动脉生理状况受到非炎症影响时,血管壁厚度增加、血管内部宽度减小,导致血管壁的弹性下降,血液流动出现阻塞,使得血液流动无法满足各个器官的氧气和能量的需求进而出现功能障碍,最终引起机体死亡。尽管在动脉硬化出现的初期血管壁弹性和血管阻力等指标已经发生了变化,但人体并不会较为明显的生理反映。从血管病变的发展中看,早期对血管进行干预要比晚期血管干预更为重要^[7]。因此,对脉搏波的量化分析在研究无创检测与诊断心脑血管疾病方面具有非常重要的价值^[8]。

目前应用广泛的便携式生理监测设备(手表、手环等),其工作原理一般是基于光电或压电方法对脉搏波进行采集^[9],主要对短期人体脉搏波进行测量,通过对短期脉搏波数据中的特征点进行分析,并利用神经网络模型计算提取相关生理参数^[10],而对于自主学习型的神经网络模型,存在单次输入的样本数据较少,模型效果较差的缺点^[11]。本文介绍的基于 GRU 神经网络的脉搏波波形预测模型^[12],可以通过短期脉搏波数据对后续相对长期的脉搏波数据进行预测,进而提高自主学习型神经网络模型的学习精度,也可以应用于预测人体短时间内的动脉硬化等生理指标变化。

通过机器学习、神经网络建立的经验模型,需要大量训练集数据的支撑,尤其表现在便携式生理监测设备的应用中^[13],在对人体的脉搏波数据采集时,对被测者而言是在某个不确定时间点进行大约 1~2 min 的短时间数据采集,被测者的数量以及采集的时间会影响数据集数量和长度,同时人体的动脉硬化等生理指标在短时间内不会有明显的生理变化,需要长期监测才能进行判别,同时较短的数据集将极大的影响需要大量数据进行模型训练的神经网络准确性^[14]。鉴于脉搏波信号可以作为时间序列进行处理,本文使用针对时间序列的常用处理方案 LSTM 网络及其简化后的 GRU 网络分别对脉搏波波形进行预测^[15],通过对短时间的脉搏波测量数据进行建模分析,来对被测者的长时间内的脉搏波数据进行预测,进而对人体动脉硬化生理参数进行预测分析。

1 GRU 网络模型

GRU 由 Kyunghyum Cho 等于 2014 年首次提出是对 LSTM 模型的优化。相比于 LSTM,GRU 有更少的参数,更易于计算和实现^[16]。与 LSTM 拥有两个状态单元不同,GRU 仅包含一个隐藏单元 h_t ,其基本结构与传统循环神经网络相似。GRU 共有两个门控单元,重置门和更新门,相比 LSTM 3 个门结构参数更少并且 Rafal Jozefowicz 于 2015 年针对一万多种循环神经网络进行测试后结果显示 GRU 可以取得与 LSTM 相当甚至更好的性能也能更快收敛^[17]。更新门控制前一时刻的状态信息保留到当前状态中的程度,而重置门控制当前状态与先前的信息结合的程度^[18]。GRU 结构如图 1 所示。图 1 中,箭头所指方向为数据流动方向,其中,×为矩阵的数乘,σ为激活函数 Sigmoid 函数,tanh 为激活函数,1-表示该链路向前传播的数据为 $1 - z_t$ 。

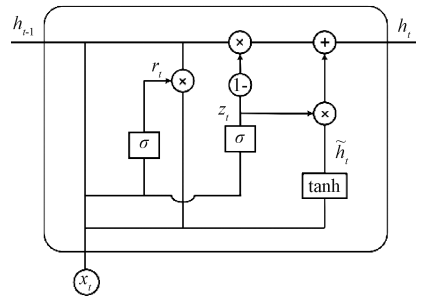


图 1 GRU 神经网络结构

Fig. 1 GRU neural network

如前所述,更新门和重置门分别为 z_t 和 r_t , x_t 为输入, h_t 为隐藏层的输出。基于 GRU 的单元通过如下公式计算 h_t 。

$$z_t = \sigma(W_z x_t + U_z h_{t-1}) \quad (1)$$

$$r_t = \sigma(W_r x_t + U_r h_{t-1}) \quad (2)$$

$$\tilde{h}_t = \tanh(r_t \cdot U h_{t-1} + W x_t) \quad (3)$$

$$h_t = (1 - z_t) \cdot \tilde{h}_t + z_t \cdot h_{t-1} \quad (4)$$

2 实验结果与分析

2.1 实验方案

1) 实验环境

本文使用 Colaboratory 搭建的在线环境。Colaboratory 是 Google 的一个研究项目,旨在提供开发者一个云端训练神经网络的工具。

2) 数据处理以及监督学习化

本文的数据来源于 MIMIC-III Waveform Database 数据库中随机选取了 800 份不同个体的 10~60 s 的脉搏波数据,受到人体血管阻力和弹性的影响,不同个体的脉搏波形态变化如图 2 所示。本文选取的 800 份数据,其中 80%为具备动脉硬化生理特征的数据,20%为正常人数数据。因为本文把脉搏波数据作为时间序列进行处理,所以需要对其进行监督学习化,并且采用滑动窗口法构建输入输出。

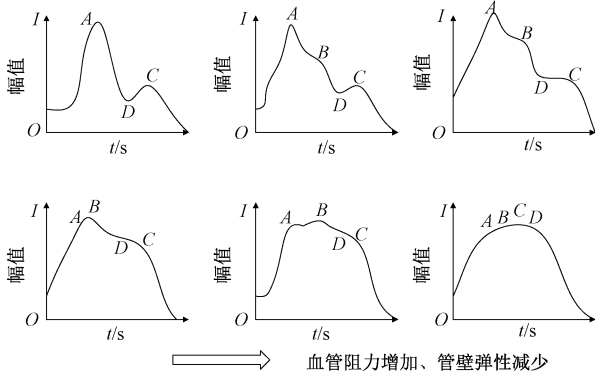


图 2 不同生理状况下脉搏波形态

Fig. 2 Pulse wave shape under different physiological conditions

数据采用 3 : 1 : 1 的比例进行划分,前 60%的数据作为训练集,后 40%数据均分为验证集和测试集,其中验证集用于训练过程中的参数调整优化,测试集则用于最后的模型评估不会参与到训练过程中。

归一化可以提升模型的收敛速度以及模型精度所以对数据进行归一化。所使用的为线性函数归一化 (Min-Max scaling) 对数据进行等比缩放使结果映射到 [0, 1] 的范围内。归一化公式如下:

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (5)$$

其中, x 为原始数据, x_{max} 、 x_{min} 分别为数据最大值和最小值。

2.2 模型性能评估指标

本文实验的模型评估指标使用均方误差 MSE,均方根误差 RMSE 以及平均绝对百分比误差 MAPE。

它们的计算方法如下:

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N} \quad (6)$$

其中, y_i 是第 i 个样本点的真实值, \hat{y}_i 是第 i 个样本点的预测值, N 是样本点个数。范围 $[0, +\infty)$, 当预测值与真实值完全吻合时等于 0, 即完美模型。误差越大, 该值越大。

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (7)$$

RMSE 是将 MSE 开平方根得到的。因此在数量级上更能直观反映与真实值的偏差。

$$MAPE = \sum_{i=1}^N \left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \times \frac{100}{N} \quad (8)$$

MAPE 相当于把每个点的误差进行了归一化降低了离群点的影响。其取值范围为 $[0, +\infty)$, MAPE 为 0% 表示完美模型, MAPE > 100% 则表示劣质模型。

2.3 模型参数寻优

本文对随机抽取的一份样本使用 Tensorflow 搭建模型。因为模型初始权重具有随机性所以使用固定种子对其随机性进行控制以实现结果的可复现性。

GRU 网络仍存在需要人工配置的参数如 GRU 网络层数、层的神经元个数以及数据处理时滑动窗的宽度。GRU 网络层数和 GRU 神经元个数能反映网络从时间序列中学习关系的能力而滑动窗口的大小也会在一定程度上影响模型的性能。为了进行对比,参数调优时也会使用传统时间序列解决方案 LSTM 网络进行对照。

1) GRU 神经元个数

为了探究神经元个数对 GRU 以及 LSTM 网络在脉搏波预测精度上的影响。本文对神经元个数为 10、20、30、40、50 的情况进行对比以评价其对模型性能的影响。

表 1、2 分别为神经元个数对 GRU 网络以及 LSTM 网络的影响。可知 GRU 与 LSTM 网络都在神经元取 20 个时达到较优值且 GRU 网络性能略好于 LSTM 网络, 所以神经元个数并不是越多越好。模型的复杂度与数据量之间存在相互制约的关系, 当模型的复杂度增加到一定程度而没有足够的支撑数据时, 模型的泛化能力就会降低。综上所述本文模型的 GRU 层神经元个数均设为 20。

表 1 GRU 神经元个数

Table 1 Number of GRU neurons

神经元个数	RMSE	MAPE/%
10	21.556	0.969
20	19.598	0.852
30	19.982	0.863
40	20.573	0.921
50	23.083	1.069

表 2 LSTM 神经元个数

Table 2 Number of LSTM neurons

神经元个数	RMSE	MAPE/%
10	24.121	1.103
20	20.705	0.879
30	20.962	0.882
40	27.285	1.320
50	26.338	1.235

2)GRU 网络层数

在确定了网络神经元个数后本文对在固定 20 个神经元基础上不同网络层数对模型性能的影响进行了分析。

表 3、4 分别为 GRU、LSTM 网络在不同层数时的模型性能可见 GRU 网络层数为 4 时效果最佳而 LSTM 网络则在 1 层时取得最优值,其误差随着模型层数的增加而增加,且误差对比 GRU 网络较大。

表 3 GRU 层数
Table 3 GRU layers

GRU 层数	RMSE	MAPE/%
1	19.598	0.852
2	19.901	0.846
3	25.905	1.213
4	18.422	0.828
5	58.155	2.885

表 4 LSTM 层数
Table 4 LSTM layers

LSTM 层数	RMSE	MAPE/%
1	20.705	0.879
2	24.307	1.154
3	24.818	1.184
4	65.259	3.295
5	66.837	3.353

GRU 以及 LSTM 网络的性能并不会随着模型层数的增加而提升,本文认为这可能是因为模型复杂度的增加导致了过拟合现象,使得增加网络层数反而降低了模型精度。

GRU 网络为 LSTM 网络的优化版网络,其复杂度相比于 LSTM 较低,所以适当的增加网络层数能对模型性能有一定的提升,而 LSTM 网络因为其本身的网络复杂度较高,因此网络层数的增加导致了较为严重的过拟合现象使模型精度下降。

最终确定 LSTM 网络层数为单层,而对于 GRU 网络考虑到对单一样本进行参数调整优化带来的过拟合问题,分别选用误差较低的单层、4 层两种方案来对全部样本数据进行结果分析比较。

3)滑动窗大小

在模型结构确定的基础上,分析了在进行数据处理时对不同的输入宽度构建滑窗对模型性能影响,在保持输出样本宽度不变的同时进行了相关实验分析,结果如表 5、6 所示。

表 5 GRU 滑动窗口大小
Table 5 Sliding window size

输入样本数	RMSE	MAPE/%
1	28.757	1.232
2	45.781	2.203
3	18.422	0.828
4	21.157	1.013
5	23.463	1.153

表 6 LSTM 滑动窗口大小
Table 6 Sliding window size

输入样本数	RMSE	MAPE/%
1	28.075	1.100
2	21.322	0.891
3	20.705	0.879
4	22.993	1.080
5	20.099	0.944

结果表明针对本文选取的脉搏波数据,GRU 与 LSTM 模型均在滑窗输入宽度为 3 时能取得较高的预测精度。

2.4 实验验证

传统的机器学习问题往往需要在模型选择以及参数寻优上消耗大量时间。AutoML_Alex 是谷歌发布的自动化机器学习工具包能根据问题自动挑选合适的模型并进行参数调整。本文使用 AutoML_Alex 根据脉搏波数据建立较合适的机器学习模型作为本文的基线模型。

AutoML_Alex 最终选择梯度提升决策树 LightGBM 模型作为所使用脉搏波数据的适配模型。

而对于 LSTM 与 GRU 网络均使用 Tensorflow 架构进行建模,训练轮次 Epochs 设定为 300,批数据量设定为 50 并结合 EarlyStopping 早停机制提高训练效率,损失函数则选择了 MSE 配合 Adam 优化器在验证集数据来调节模型参数,最后在测试集验证模型效果。

在测试集上的模型预测结果如表 7 所示,不同模型精度大小差距不大,4 层的 GRU 模型效果最好,其 MAPE 达到 0.828%。为了直观显示各模型的对比使用测试集最后 100 个点进行绘图,结果如图 3 所示。不同模型基本都能勾勒出脉搏波波形曲线,不过可以发现 LightGBM 对波形峰值点的预测会存在较大偏差,而神经网络模型 LSTM、GRU 从波形角度来看整体吻合的更好。

表 7 模型误差对比
Table 7 Model error comparison

输入样本数	RMSE	MAPE/%
LSTM	20.705	0.879
单层 GRU	19.598	0.852
LightGBM	18.804	0.842
4 层 GRU	18.422	0.828

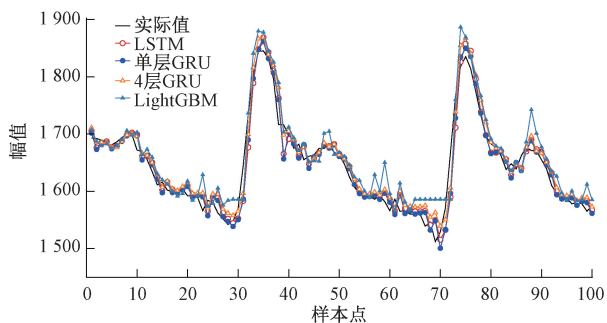


图 3 模型误差对比

Fig. 3 Model error comparison

为了探究模型对不同个体产生脉搏波的预测效果, 本文用以上所使用的模型在 800 份从不同个体采集到数据上进行实验。

首先分别使用 4 层 GRU 网络和单层 GRU 网络在全部样本上进行测试。结果如图 4 与 5 所示, 单层 GRU 网络在大多数样本上表现优于前者, 且 4 层 GRU 网络对部分样本误差较大, 预测效果不稳定, 反观单层 GRU 网络表现则十分稳定。初步分析是因为对单一样本的训练模型参数调整导致了过拟合现象, 4 层 GRU 网络可能针对特定样本有较好性能但泛型较差。

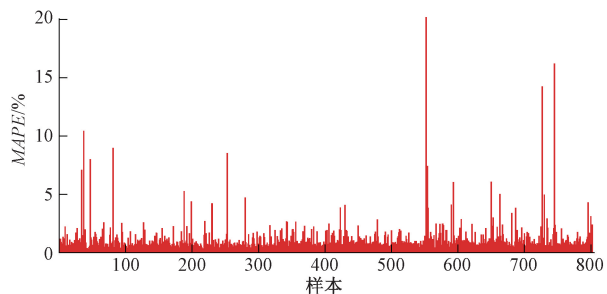


图 4 4 层 GRU 模型预测效果

Fig. 4 Predictive effect of four-layer GRU model

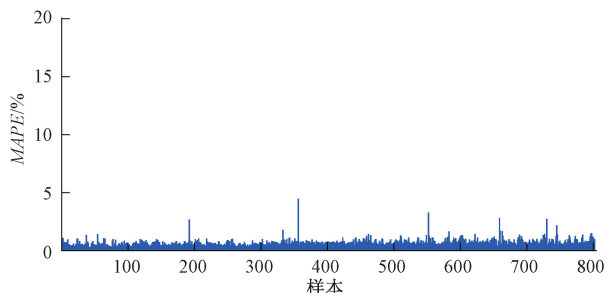


图 5 单层 GRU 模型预测效果

Fig. 5 Single-layer GRU model prediction effect

GRU 和 LSTM 模型的预测效果对比如图 6 与 7 所示, GRU 模型在其中 67% 的样本上 GRU 预测效果好于 LSTM, 并且在剩余的 33% 的样本中预测结果也与 LSTM

接近且模型稳定性相较于 LSTM 更好。可以得出 GRU 模型在相对大样本的情况下更稳定预测精度也更高。

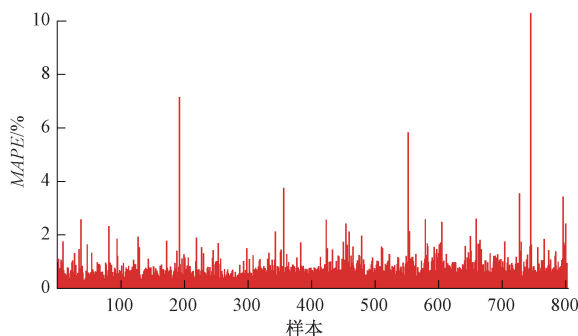


图 6 LSTM 模型预测效果

Fig. 6 LSTM model prediction effect

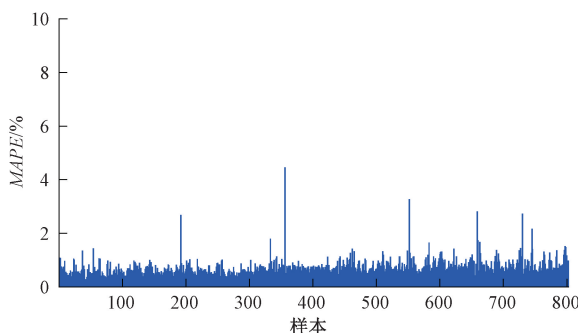


图 7 单层 GRU 模型预测效果

Fig. 7 Single-layer GRU model prediction effect

3 结 论

本文针对脉搏波数据的主峰点、潮波、重搏波特征点以及根据特征点计算的时间、峰值比等生理参数, 搭建了 GRU 网络模型并与 LSTM 和 LightGBM 模型进行了对比实验。3 种模型在 800 份从不同个体采集得到的 10~20 s 短时脉搏波数据上分别建模预测, 实验结果表明单层的 GRU 模型是对短时脉搏波预测的一种较优方案。

本方法可以在较短时间内采集的脉搏波数据基础上, 对相对长时间(1 天~1 周内)的脉搏波数据进行预测, 进而分析人体相对长期的血管弹性和阻力参数变化, 对人体的动脉硬化参数进行分析, 达到早期发现动脉生理病变早期预防的目的。

参考文献

[1] 丑永新, 张爱华, 刘继承, 等. 基于时空解析建模的脉搏信号量化分析方法研究[J]. 生物医学工程杂志, 2020, 37(1): 61-70, 79.

CHOU Y X, ZHANG AI H, LIU J CH, et al. Study on a quantitative analysis method for pulse signal by modelling its waveform in time and space domain [J]. Journal of Biomedical Engineering, 2020, 37(1): 61-70, 79.

- [2] 孔令琴,陈飞,赵跃进,等.融合心率变异性与表情的非接触心理压力检测[J].光学学报,2021,41(3):68-77.
KONG L Q, CHEN F, ZHAO Y J, et al. Non-contact psychological stress detection combining heart rate variability and facial expressions [J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(3) : 68-77.
- [3] 同步四肢血压和臂踝脉搏波速度测量临床应用中国专家共识[J].中国循环杂志,2020,35(6):521-528.
2020 Chinese expert consensus on clinical application of simultaneously measurement of four-limb blood pressure and brachial-ankle pulse wave velocity [J]. Chinese Circulation Journal, 2020, 35(6) : 521-528.
- [4] 中国心血管健康与疾病报告编写组.中国心血管健康与疾病报告2019概要[J].中国循环杂志,2020,35(9):833-854.
The Writing Committee of the Report on Cardiovascular Health Diseases in China. Report on cardiovascular health and diseases in China 2019: An updated summary [J]. Chinese Circulation Journal, 2020, 35(9) : 833-854.
- [5] SAFAR M E. Current assessment of pulse wave velocity: Comprehensive review of validation studies [J]. Journal of Hypertension, 2020, 38(1) : 178.
- [6] 甘永进,陈辉,赵地,等.基于PPG的血管动力学参数检测研究[J].航天医学与医学工程,2019,32(6):523-530.
GAN Y J, CHEN H, ZHAO D, et al. Study on detection of cardiovascular dynamic parameters based on PPG [J]. Space Medicine & Medical Engineering, 2019, 32(6) : 523-530.
- [7] 王辰,张亮,薛丹,等.日常运动与颈动脉血管弹性的关系——基于超声射频信号技术的健康人群研究[J].心脏杂志,2021(5):518-522.
WANG CH, ZHANG L, XUE D, et al. Relationship between daily exercise and carotid artery vascular elasticity: A healthy population study based on ultrasound radiofrequency signaling technology [J]. Journal of Heart, 2021(5) : 518-522.
- [8] 李伟,姚马慧,刘德敏,等.脉搏波传导速度及踝肱指数对心血管病患者的预后价值[J].临床荟萃,2019,34(11):986-990.
LI Y, YAO M H, LIU D M, et al. Prognostic value of pulse wave velocity and ankle-brachial index in patients with cardiovascular disease [J]. Clinical Focus, 2019, 34(11) : 986-990.
- [9] 曹文昌,郭俊,刘志平,等.一种便携式人体生理指标检测器的设计[J].自动化与仪器仪表,2015(9):66-68.
CAO W CH, GUO J, LIU ZH P, et al. Design of a portable human physiological index detector [J]. Automation & Instrumentation, 2015(9) : 66-68.
- [10] 田少平,徐雷,邹磊,等.基于神经网络的飞行员生理参数诊断研究[C].第九届中国航空学会青年科技论坛论文集,2020:491-498.
TIAN SH P, XU L, ZOU L, et al. Research on pilot physiological parameter diagnosis based on neural network [C]. China Aeronautical Society. Papers Collection of the 9th China Aeronautical Society Youth Science and Technology Forum, 2020:491-498.
- [11] 黄旭日,代月,徐云贵,等.基于深度学习算法不同数据集的地震反演实验[J].西南石油大学学报(自然科学版),2020,42(6):16-25.
HUANG X R, DAI Y, XU Y G, et al. Seismic inversion experiments based on deep learning algorithm using different datasets [J]. Journal of Southwest Petroleum University (Science & Technology Edition), 2020, 42(6) : 16-25.
- [12] 滕建丽,容芷君,许莹,等.基于GRU网络的血糖预测方法研究[J].计算机应用与软件,2020,37(10):107-112.
TENG J L, RONG ZH J, XU Y, et al. Blood glucose prediction method based on GRU [J]. Computer Applications and Software, 2020, 37(10) : 107-112.
- [13] 刘丰,韩京龙,齐骥,等.智能可穿戴设备的研究和应用进展[J].分析化学,2021,49(2):159-171.
LIU F, HAN J L, QI J, et al. Research and application progress of intelligent wearable devices [J]. Chinese Journal of Analytical Chemistry, 2021, 49(2) : 159-171.
- [14] 徐翠敏,李世勇,曾若生,等.基于BP神经网络的血红蛋白浓度预测模型研究[J].传感器与微系统,2020,39(8):32-35.
XU C M, LI SH Y, ZENG R SH, et al. Research on prediction model for hemoglobin concentration based on BP neural network [J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2020, 39(8) : 32-35.
- [15] RUI F, ZUO Z, LI L. Using LSTM and GRU neural network methods for traffic flow prediction [C]. 2016 31st Youth Academic Annual Conference of Chinese Association of Automation (YAC). IEEE, 2016: 324-328.
- [16] WANG Y, LIAO W, CHANG Y. Gated recurrent unit network-based short-term photovoltaic forecasting [J]. Energies, 2018, 11(8) : 2163.
- [17] JOZEFOWICZ R, ZAREMBA W, SUTSKEVER I. An empirical exploration of recurrent network architectures [C]. International Conference on Machine Learning, 2015:

2342-2350.

- [18] 王震宇,张雷. 基于深度卷积和门控循环神经网络的传感器运动识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(1): 1-9.

WANG ZH Y, ZHANG L. Deep convolutional and gated recurrent neural networks for sensor-based activity recognition [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(1): 1-9.

作者简介



朱凌建(通信作者), 2015 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安理工大学副教授, 主要研究方向为测量、控制、智能信息处理方法与技术。

E-mail: zlj_zhy@xaut.edu.cn

Zhu Lingjian (Corresponding author)

received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2015. Now he is an associate professor in Xi'an University of Technology. His main research interests include measurement, control and intelligent information processing methods and technologies.



陈剑虹, 2000 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安理工大学副教授, 主要研究方向为光谱与光电检测技术。

E-mail: chenjianhong@xaut.edu.cn

Chen Jianhong received his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2000.

Now he is an associate professor in Xi'an University of Technology. His main research interests include spectroscopy and photoelectric detection technology.