

分 类 号: TP391.4

单位代码: 10183

研究生学号: 5201552401

密 级: 公 开



吉 林 大 学

硕士学位论文

(专业学位)

基于 Elman 神经网络的无创连续血压测量方法研究

Research on Noninvasive Continuous Blood Pressure Measurement

Based on Elman Neural Network

作 者 姓 名: 王月猛

类 别: 工程硕士

领域(方向): 电子与通信工程

指 导 教 师: 司玉娟 教授

培 养 单 位: 通信工程学院

2018 年 6 月

基于 Elman 神经网络的无创连续血压测量方法研究

Research on Noninvasive Continuous Blood Pressure
Measurement Based on Elman Neural Network

作者姓名：王月猛

领域(方向)：电子与通信工程

指导教师：司玉娟 教授

类别：工程硕士

答辩日期：2018 年 6 月 5 日

未经本论文作者的书面授权，依法收存和保管本论文书面版本、电子版本的任何单位和个人，均不得对本论文的全部或部分内容进行任何形式的复制、修改、发行、出租、改编等有碍作者著作权的商业性使用（但纯学术性使用不在此限）。否则，应承担侵权的法律责任。

吉林大学硕士学位论文原创性声明

本人郑重声明：所呈交学位论文，是本人在指导教师的指导下，独立进行研究工作所取得的成果。除文中已经注明引用的内容外，本论文不包含任何其他个人或集体已经发表或撰写过的作品成果。对本文的研究做出重要贡献的个人和集体，均已在文中以明确方式标明。本人完全意识到本声明的法律结果由本人承担。

学位论文作者签名：王月猛

日期：2018年6月5日

摘要

基于 Elman 神经网络的无创连续血压测量方法研究

血压的标准与否能够直观反映人体心血管系统的健康程度,在医疗上,对于手术中的危重病人要通过血压来反映病人的生命体征;在家庭保健方面,对于预防心血管疾病也起着至关重要的作用。然而,当前在医疗诊断中对于血压的测量大多数都是采用间歇式血压测量法,由于血压具有时间连续性,因此对连续血压进行测量对于精确分析心血管疾病具有重要医学意义。

目前对于连续血压进行测量大致可以分成无创和有创两种方式,虽然有创法测量较为准确,但是由于其操作复杂,受测者易感染等因素,不能够得到业界的普遍认可。连续血压测量方法主要包括脉搏波传播速度法(PWV)和脉搏特征法。脉搏波传播速度法:提取同步 ECG 信号和脉搏信号,测量 ECG 信号 R 波峰值与脉搏主峰值之间的时间差求得脉搏波传播时间(PTT),进而得到脉搏的传播速度,再通过得到的 PWV 建立线性血压回归方程,最终实现对血压的连续估计。由于人体血流系统的复杂性,仅以线性建模方式不足以表征血压与脉搏信号传播速度之间的关系,因此采用该方法进行血压的实时测量计算误差比较大。脉搏波特征参数法:即从每个脉搏波动周期中提取出相应的特征点,如脉搏波降中峡低谷幅值与脉搏波主峰幅值之间的相对高度(h/H)、重搏波波峰幅值与脉搏波主峰幅值的相对高度(g/H)、心脏收缩间期、心脏舒张间期等,通过对以上所得到的特征进行回归分析最终建立起回归方程实现对血压的连续测量。该方法只是应用了特定时刻的特征点与该时刻血压所存在的对应关系,忽略了其上一时刻脉搏特征对当前血压的影响,因此其测量精度会受到影响。总体来说,目前的无创连续血压测量方法无法较为准确的获得连续血压测量值。

为了摆脱传统连续血压测量方法的束缚,提出了一种采用脉搏信号特征和 Elman 神经网络结合的方法,本文对单通道脉搏信号进行研究,利用该神经网络的时间记忆特性,建立连续血压模型,最终完成血压连续测量。应用 MIMIC 生理参数数据库中的同步脉搏信号和连续血压数据作为研究对象。首先对脉搏信号进行去噪、特征点提取等相关预处理。利用前一时刻和当前时刻的脉搏特征参数构建矩阵作为 Elman 神经网络的训练集特征输入,将其同步连续血压信号作为训练集的输出进行神经网络训练,得到连续血压测量模型。

其次,为了验证 Elman 神经网络连续血压测量方法的准确性,本文选取 LR

线性回归连续血压测量方法、BP 神经网络连续血压测量方法与本文所用方法进行对比。

最终，使用 MATLAB GUI 进行上位机连续血压测量人机交互系统设计，将 Elman 神经网络作为其核心算法，初步完成了血压连续测量。

关键词：连续血压，脉搏特征，Elman 神经网络，单通道脉搏信号

<http://www.ixueshu.com>

Abstract

Research on Noninvasive Continuous Blood Pressure Measurement Based on Elman Neural Network

The standard of blood pressure can directly reflect the health of human cardiovascular system. Blood pressure should be used to reflect the patient's vital signs for critically ill patients who are in the operation in medical treatment. It also plays a vital role in the prevention of cardiovascular disease in the subjects, In family health care. However, the main clinical methods of blood pressure measurement are mainly intermittent. As the fluctuation of blood pressure varies every moment, the method of continuous blood pressure measurement is of great significance in both clinical and family health care.

At present, two methods of continuous blood pressure measurement can be divided into non-invasive and invasive methods. The measurement accuracy of invasive continuous blood pressure measurement is high. Because of its complicated operation may infect the patients so the function can't be universally recognized by the industry. In the method of noninvasive continuous blood pressure measurement, it can be divided into pulse wave velocity method (PWV) and pulse wave characteristic parameter method. Pulse wave propagation velocity method: from ECG signal and synchronous pulse signal we can get the propagation time between the peak point of the electrocardiogram and the peak value point of the pulse wave. And then the velocity of pulse propagation (PWV) can be calculated. A linear blood pressure regression equation is established by the obtained PWV, and the continuous estimation of blood pressure is achieved. Because of the nonlinear relationship between blood pressure and pulse velocity obtained from blood volume tracing (PPG) signal, the calculation error is relatively large during the real-time measurement of blood pressure. Pulse wave characteristic parameter method: which is to extract feature points from the corresponding period of each pulse wave, such as the relative height of the pulse wave and dicrotic notch (h/H), the relative height of the dicrotic wave (g/H), systolic time, relaxation time. By regression analysis of the above features, a regression equation is established to achieve continuous measurement of

blood pressure. This method only applies the corresponding relationship between the characteristic point of a particular time and the blood pressure at this time. But it ignore the impact of the pulse characteristics on the current blood pressure at the last moment, so the accuracy of its measurement will be affected. The current non-invasive continuous blood pressure measurement method can not accurately obtain the continuous blood pressure measurement value.

In order to overcome the limitations of the continuous blood pressure measurement, a continuous blood pressure measurement method based on pulse feature points and Elman neural network is proposed in this paper. The method take the single channel pulse signal as the research object, using the time-related features of Elman neural network, a mathematical model is established, and the measurement of continuous blood pressure is completed. The synchronous pulse signal and the continuous blood pressure data in the MIMIC physiological parameter database are used as the research object in this paper. First we eliminate the noise of pulse signal, extract feature point and other correlation preprocessing. Using the pulse characteristic parameters of the previous moment and the current time, we construct the matrix as the training set feature input of Elman neural network. We select the SBP and DBP at current time as the output of the training model, finally we get a model of continuous blood pressure measurement.

Secondly, in order to verify the accuracy of Elman neural network continuous blood pressure measurement method, we select LR linear regression continuous blood pressure measurement method and BP neural network continuous blood pressure measurement method to compare with the method used in this paper.

Finally, MATLAB is used to build GUI human-machine interaction system, and Elman neural network is used as the core algorithm, which initially realizes continuous measurement of blood pressure.

Keywords:

Continuous Blood Pressure, Pulse Feature, Elman Neural Network, Single Channel Pulse Signal

目 录

第 1 章 绪 论.....	1
1.1 研究背景及意义.....	1
1.2 现有血压测量方法及局限性.....	2
1.3 主要研究内容和论文结构.....	4
第 2 章 脉搏与动脉血压的内在联系及相关理论基础.....	6
2.1 动脉血压生理机制.....	6
2.1.1 动脉血压的形成.....	6
2.1.2 人体动脉血压范围及影响因素.....	7
2.2 脉搏信号的传播与检测.....	9
2.2.1 脉搏波的形成和传播.....	9
2.2.2 脉搏波检测方法.....	10
2.3 脉搏波和动脉血压之间的关系.....	11
2.3.1 脉搏波传导时间与测量方法.....	11
2.3.2 脉搏波传导时间与血压的关系.....	12
2.3.3 PTT 连续血压测量模型的建立.....	13
2.3.4 脉搏波特征参数法.....	15
2.4 神经网络基础.....	16

2.4.1 BP 神经网络.....	17
2.4.2 Elman 神经网络	18
2.5 小波变换理论基础.....	18
2.5.1 多分辨率分析.....	18
2.5.2 几种常见的小波.....	19
2.6 本章小结	21
第 3 章 脉搏信号的预处理	22
3.1 数据选取	22
3.2 脉搏信号的降噪.....	23
3.2.1 小波变换去除基线漂移	23
3.2.2 高频干扰的滤除.....	24
3.3 脉搏信号特征点的提取	25
3.4 本章小结	27
第 4 章 Elman 神经网络连续血压测量模型的建立及可行性分析.....	28
4.1 Elman 神经网络连续血压测量模型的建立	28
4.2 连续血压预测	32
4.3 Elman 神经网络连续血压测量方法有效性分析	36
4.4 本章小结	41
第 5 章 Elman 神经网络连续血压测量系统的初步实现.....	42

5.1 连续血压测量系统的组成	42
5.2 脉搏信号的采集	42
5.3 Elman 神经网络上位机软件设计	43
5.4 本章小结	45
第 6 章 总结与展望	46
6.1 总结	46
6.2 展望	46
参考文献.....	48
作者简介及科研成果	53
致 谢.....	54

<http://www.ixueshu.com>

第1章 绪论

1.1 研究背景及意义

血压的物理意义为血液在血管中流动对血管壁产生的侧压力,血压对于心血管健康评判起着至关重要的作用,血压具有重要的生理意义,其对于愈后康复观察,治疗效果反馈、疾病的判定等作用都无可替代^[1]。据调查统计,百分之五十到百分之七十的脑卒以及百分之四十到百分之五十的心肌梗塞都与高血压有关,因而高血压是心脑血管疾病的主要成因。因此为了降低心脑血管疾病发生的概率,我们需要提高血压的监测精度。

人体的血液循环需要心脏的收缩和舒张实现对于动脉以及周边动脉树的供血,心脏节律性的运动使血液能够周而复始的流动从而使人体能够完成正常的新陈代谢,心脏的收缩会使血管壁承受的压力升高,直至压力达到最大值。心脏的舒张,使已经发生形变的动脉开始收缩,血管壁承受的压力降低,直至压力值达到最小值。

人体的血压具有一定波动性,它会随着外界环境的变化、生理周期的改变、个体情绪的波动而变化。由于血压本身的易波动性,因此采用单次测量方案不能够较为精确的反映该受测个体当前心血管系统的情况,为了满足当前医疗诊断的需要,连续血压测量变得越来越重要,因为它能够直观反映人体当前血压的波动,进而判断出当前被测者心脑血管系统的状态,最终医生可以对被测者采取积极有效的治疗措施。连续血压测量方法还有下列几个优点:

(1) 对于危重病人的抢救与监护,由于患者此时生命体征较为微弱,因此,及时了解患者血流动力学变化对于后续的抢救与治疗都有重要的意义^[2]。

(2) 多数的高血压患者在没有出现靶器官损伤之前并不会主动了解自己的血压状况,只有当出现器质性损伤后才开始关注自己的血压状况^[3]。无创连续血压的测量,能够帮助医生对患者的血压状况的评估提供极有价值的信息,同时能避免单次测量所带来的误差。因此无创连续血压测量方法能够给医学界带来的价值要远远超过间断式测量。

(3) 无创连续血压测量法中包括直接法和间接法,直接测量法是通过有创插管的方式直接获得动脉中血压波动数值。其测量结果比较准确。但是,该测量过程十分复杂,可重复性差,操作成本高,并且在血压测试的过程中还会导致被

测者伤口感染、出血、疼痛、形成血栓与气栓等不良后果，因此该方法通常不被使用^[4]。而无创连续血压测量法即能够实现对血压的精确测量又不会对被测者造成伤害，因此该方法具有普遍适用的特点。

心室与心房的交替舒缩使血流不断循环，伴随着血液的流动，心脏的舒缩变换也通过脉搏波的形式进行传递，由于脉搏信号本身蕴藏着心血管系统多种重要的生理信号，因此通过它来检测血压的波动变化，对于无创连续血压测量的研究具有可行性^[5]。

1.2 现有血压测量方法及局限性

现有血压测量方式可以分成两大类：有创测量法和无创测量法。无创血压测量法又可以分为间歇式血压测量法和连续血压测量法。间歇式血压测量法在测量过程中需要等待一段时间，因此该方法不能够满足全部临床需要^[6]。连续无创血压测量法，可以实时反映每搏血压的变化，为临床对病人进行实时监测以及针对性治疗提供了良好的保障^[7]。较为常见的血压测量法大致可以分成以下几类。

1. 动脉插管法

动脉插管法被誉为血压测量的“黄金标准”^[8]，一般该方法被用于 ICU 病房中抢救重疾患者，该方法需要将特质导管插入被测者主动脉中，通过导管前端压力采集装置，将当前压力值经导管后端的换能器传递给外接的血压监控设备，虽然运用该方法得到的血压值非常准确，但是该方法需要专用设备，且操作流程较为复杂，并对于受测者会产生一定的创伤，故该方法并不适用于大众人群。

2. 听诊法

听诊法又叫柯氏音法。该方法的实现：在大臂肱动脉搏动位置绑扎一个可充放气压力感受器，此时不断向压力计中充气直至使肱动脉完全处于闭合状态，然后缓慢减压。随着压力计压力的降低，肱动脉打开血液又重新开始流动，此时将听诊装置放置到压力计与肱动脉之间，随着肱动脉的打开，脉搏也会随着血液流动传递过来，我们认为听到的“第一音”压力计示数为收缩压，“末音”压力计示数为舒张压。在临床间断式血压测量方面该方法得到了广泛应用。虽然在临床上已经得到了普遍认可，但是采用该方法进行血压测量时需要进行专业操作，并且需要使用袖带不断的充放气来进行血压测量，如果长时间应用会使被测者感到不适。另外柯氏音法只适用于间断式血压测量，不能够进行实时连续血压测量。

3. 示波法

示波法又被称为震荡法，血压测量步骤如下：首先对捆绑于大臂肱动脉搏动位置上的袖带进行充气加压，当该压力比收缩压高出三十至五十毫米汞柱后停止施加压力，然后缓慢降压，此时血流在血管中流动所产生的震荡波逐渐加强，并且压力采集装置能够实时监测袖带压力的变化，随着对于肱动脉压力不断降低，并且压力计与肱动脉的接触面积逐渐减少，因此压力监测装置采集到的压力逐渐减小直至消失。此时，将波动最明显时刻作为基准点，在参考点之前寻找压力波动幅值是参考点位置压力幅值 0.45 倍的点，在参考点之后寻找压力波动幅值是参考点位置压力幅值 0.75 倍的点，认为前者为舒张压，后者为压力平均值。虽然这种方式的的操作比较简单，但是其对于以下几种特定人群的血压测量是不够稳定的，例如具有心房颤动的病人，存在动脉硬化的患者，以及具有子痫疾病的患者。

4. 多普勒测压法

该方法采用了超声波的多普勒效应实现了对于收缩压和舒张压的测量。具体结构为：在原有震荡法测量的基础上，在袖带下袖带远心端处放置超声设备。在不同的袖带压力下，使用超声设备能检测出每次心搏血管所呈现的打开和闭合，动脉开合的时间间隔与袖带压力成反比^[9]。当袖带压力接近收缩压时，每次心搏周期中的闭合与下次心搏周期中打开的时刻重合。

5. 容积补偿法

对上臂肱动脉进行加压，正常情况下人体动脉血管直径会随着血压波动发生变化，施加的外界压力直至使血管直径不发生变化时停止加压，此时动脉容积处于恒定状态，施加的外界压力始终与血压相等^[10]。由于此时压力的变化是一个随动变化过程，因此需要一个随动压力跟踪系统检测外界压力的变化，从而使动脉处于恒定容积状态^[11]。此时只需要一个压力检测装置就可以实时检测到动脉内的压力变化。

相较于其它连续血压测量方法容积补偿法比较成熟，但是仍存在下面几个缺点：（1）使用该方法不易对被测者进行长时间测量，因为会导致被测者静脉充血；（2）使用该种方法得到的测量结果不能够达到标准差不大于 8mmHg 的标准^[12]；（3）该连续血压测量装置的结构比较复杂，不易操作。

6. 动脉张力测定法

动脉张力法又称扁平张力法,该方法的基本原理为,使用外界加压的方式使桡动脉处于扁平状态。使动脉表面呈现刚性状态,此时施加在桡动脉上的外压与此时血管壁受到血液流动时的压力对应成比例,所以桡动脉外界压力传感器检测到的压力变化即为血压波动,此时可以通过压力传感器检测到的外界幅值的最大值和最小值确定最终的收缩压和舒张压。该方法虽然可以满足连续测压的要求,但其对于传感器的安放位置以及检测精度要求都很高,因此目前采用该方法对连续血压进行测量的误差比较大。

7. 脉搏波测量法

虽然上述方法都可以测量连续血压,但是由于上述几种方法对于测量设备的要求比较高,测量前准备工作繁琐,并且都需要使用外界加压的方式,被动关闭动脉中血液流动,如果长时间进行测量不仅会影响测量精准度,还会损伤动脉从而影响人体的正常新陈代谢。因此上述的几种方法没有得到推广。

为了克服上述的缺点,部分学者将脉搏信号作为研究对象,寻找脉搏信号与血压波动之间的内在联系。该方法可以分为两类:(1)脉搏波传播时间法(PTT)测量连续动脉血压;(2)脉搏波特征参数法。前者主要是建立脉搏传递时间与血压之间的动态方程最终实现血压连续测量;后者是通过研究脉搏信号形态学幅值特征与血压的内在联系进而建立连续血压测量模型,具体原理我们会在第2章进行详细介绍,运用上述方法既可以提高连续血压的测量精度,又不会给受测者带来生理和心理上的负担,进而为我们下一步的研究提供了新思路。

1.3 主要研究内容和论文结构

针对上述连续血压测定方法的局限性,本文采用 Elman 神经网络与脉搏形态学特征相结合的算法,以指尖脉搏信号作为参考最终完成血压测量,应用 MIMIC 生理参数数据库中的同步脉搏信号和连续血压数据作为数据测试对象,最终完成连续血压测量。本文具体安排如下:

第一章概括了连续血压测量方法的研究背景和意义,并对国内外现有方法进行了操作原理简要叙述,并且对其局限性进行了阐述。

第二章介绍了血压产生机理及脉搏波形成的相关理论,重点阐述了以脉搏信号作为研究对象连续血压测量方法的实现原理,并且将小波变换和神经网络等相

关理论引入其中，为后续工作奠定理论基础。

第三章对脉搏信号进行去噪、特征点提取等相关预处理工作。

第四章首先将 Elman 神经网络与脉搏形态学特征相结合建立连续测压模型，然后选取基于 LR 的线性回归连续血压测量方法、基于 BP 神经网络连续血压测量方法与本文所用方法进行对比。最后，对 Elman 神经网络连续血压测量方法进行可行性分析。

第五章进行连续血压测量系统的初步设计，以 Elman 神经网络作为上位机核心算法，最终采用该系统实现了对于个体的实际测量。

第六章对研究内容进行总结，并且找出缺点和不足。

<http://www.ixueshu.com>

第2章 脉搏与动脉血压的内在联系及相关理论基础

脉搏信号每时每刻的波动引起血压的变化，二者之间存在着较强的关联性^[13]。本章主要对血压的形成机理，以及脉搏信号的传输进行介绍。对当前国内外采用脉搏信号进行血压测量的方法进行总结概括，并且介绍了其测量原理，分析了测量方法存在的缺陷。

2.1 动脉血压生理机制

2.1.1 动脉血压的形成

前人在三百年前就已经对动脉血压的形成进行了深入探究，虽然我们已基本认清了其内在原理，但是还有许多问题需要解决。血压之所以具有一定的波动性，主要与动脉内的血液充盈度、心脏射血强度以及动脉管壁外周阻力系数有关^{[14][15]}。

首先心血管系统内要有充盈的血液才能够产生对血管壁的压力（即血压），在循环系统中动脉充盈程度以平均充盈压来表示。平均充盈压与动脉血管容量成反比与单位容积内的血量成正比。当单位容积动脉内的血量增多时会导致平均充盈压升高，反之降低。导致动脉血压波动的另外一个重要的原因是心脏射血，心脏在射血的过程中主要由心室肌收缩推动血液在血管内流动，心脏的搏动除了推动血液流动外，还会对动脉壁产生一定压力，进而使血管扩张。随着心室收缩过程的结束，心室开始进入心舒期，在这个过程中已经发生弹性形变的动脉血管会还原到原态，由于此时心脏已经停止向动脉射血所以血液对于血管壁的侧压力减小。心脏的收缩舒张完成了整个射血动作，在一个周期中由于心脏的搏动才会使动脉血管壁受到的压力节律性变化。另外，由于血液在血管中的流动最终完成新陈代谢的过程需要不断的消耗能量，故当机体处于平稳状态时，由于体循环中毛细血管前阻力的降低，因此血管中压力下降的幅度最为明显。此外，外周阻力对于动脉血压的波动也有一定关系，外周动脉对于血液流动的影响构成了血流的外周阻力。假如外周阻力消失，那么心室快速射血期产生的能量将会完全转化成血液的动能，因此在动脉血液流动过程中，动脉管壁受到的压力基本不会发生变化。

2.1.2 人体动脉血压范围及影响因素

(1) 动脉血压的范围

动脉血压一般指主动脉压。按照我国最新修正的高血压和正常血压的标准一共可以分为两大类，六个等级^[16]。由于主动脉容量较大，导致单位容积内血量变化不大，因此大动脉管壁承受的压力基本没有变化，所以在传统方法中我们认为上臂肱动脉测得的压力值近似为主动脉压。

理想血压：收缩压小于 16.0 千帕（120mmHg），舒张压小于 11.33 千帕（85mmHg）；

标准血压：收缩压小于 17.33 千帕（130mmHg），舒张压小于 11.33 千帕（85mmHg）；

正常偏高：收缩压 17.33-18.53 千帕（130-139mmHg）或舒张压 11.33-11.87 千帕（85-89mmHg）；

轻度高血压：收缩压 18.67-21.2 千帕（140-159mmHg）或舒张压 12.0-13.2 千帕（90-99 mmHg）；

中度高血压：收缩压 21.33-22.53 千帕（160-169mmHg）或舒张压 13.33-14.53 千帕（100-109mmHg）；

重度高血压：收缩压超过 24.0 千帕（180mmHg）或舒张压超过 14.67 千帕（110mmHg）。

血压的变化高低因人而异，除了和性别年龄有关以外，与当前的情绪波动、身体状况，本人的生活习惯都存在一定关系。正常情况下，年轻女性的动脉血压相较于同龄男性低，但是更年期后的女性动脉血压升高。对于独立个体而言血压与年龄的大小成正比。在这个过程中收缩压的升高相较于舒张压更为明显。新生儿的收缩压约为四十毫米汞柱，十七岁的男性动脉收缩压约为一百二十毫米汞柱。随着青春期的结束，收缩压缓慢升高，到六十岁，动脉收缩压约为一百四十毫米汞柱。当形成血压的因素改变时，动脉血压也会随之改变，除此之外，每搏输出量、动脉管壁弹性、心率等的变化也会引起血压的改变^[17]。动脉血压的影响因素^[18]如下：

心脏每搏输出量：其物理意义为单位时间内射入主动脉内的血量，主动脉的

血液容积固定,当心脏处于收缩期时,涌入主动脉内的血量要远远大于由主动脉流入周边动脉的血量,所以动脉管壁受到的侧压力升高,因此,在心脏的收缩期,大量血液涌入,导致动脉血压发生明显变化。由于动脉血压迅速升高,而血液流动速度、动脉管壁外周阻力以及心率变化速率较慢未能及时响应血压的变化,在心舒期,大动脉内增加的血量仍可以通过主动脉流入小动脉微动脉以及周边动脉,因此直至心舒期末大动脉内的血量基本不会发生变化。如果只是提高每搏输出量,对于收缩压的影响较大。通过上述分析表明,心脏每搏输出量的多少主要以收缩压的高低体现。

外周阻力: 其物理意义为血管壁周边小动脉及微动脉对于大动脉血液流动的阻力,如果使心脏射血量不变,增加外周阻力,在心舒期由于外周动脉直径变小,减慢了血液流入动脉外周的速度,从而使暂留在主动脉内的血液增加,此时血液对于主动脉血管壁的侧压力升高。在心脏收缩期,动脉内压的升高加快了血液流速,此时相较于舒张压,收缩压的变化并不明显。因此,通过上述的分析可以得出,舒张压与小动脉和微动脉对于血液流动的阻力成正比。

动脉管壁弹性: 其物理意义为主动脉壁和大动脉壁对于血流变化的柔韧性,当血管壁发生弹性形变时其会对于血压的波动起到缓冲作用。如果动脉管壁弹性降低,那么动脉血管壁不会在心脏射血期发生弹性形变,因此会导致收缩压发生较大变化。随着年龄的升高,动脉管壁弹性变差。动脉外周阻力血管的弹性也随着年龄的增长而降低,因此导致外周阻力升高。所以通过上述分析可以得出,年龄的增长会使人体舒张压和收缩压同时升高。

心率: 其物理意义为每分钟心脏跳动次数,如果心脏的射血量与外周阻力都不发生变化,心率增加,会使心脏舒张期流入动脉外周血管的血量降低,导致心脏舒张期末主动脉内血液剩余量增加,从而使动脉管壁受到的侧压力升高,舒张压明显上升。动脉血压的升高,会使血管内的血液流动速度增加。因此,在心脏的收缩期从主动脉流入外周血管的血液依然会比较多。通过上述分析可以得出,舒张压与心率成正比。

循环系统血容比: 其物理意义为人体循环系统血液总量与血管系统总容量的比。通常状况下,循环系统血管的充盈度基本不变。但是一旦发生失血,该种平衡状态会被打破,假定循环血管系统容量不能随循环血容量的变化进行调整,循环系统血容比的变化致使动脉血压改变。通过上述分析可以得出,人体循环血量和系统容量比例关系的变化也会影响人体动脉血压。

2.2 脉搏信号的传播与检测

2.2.1 脉搏波的形成和传播

脉搏的形成条件：（1）心脏的舒张和收缩；（2）动脉管壁的柔韧性。心脏处于收缩期时会使动脉血压升高，心脏的舒张会导致动脉血压的降低，因为动脉管壁会随着动脉血压的变化发生弹性形变，所以血压的变化会以脉搏波的形式从主动脉开始向远端传播，然后沿分动脉直至传播到微动脉末端。在整个血液循环过程中，心脏进行节律性运动，心脏收缩增加了主动脉内的血液容量，又由于血管的柔韧性，才会使动脉内血压上升。心脏处于舒张期，射血停止，主动脉管壁发生弹性形变还原回原来状态。此过程引起的压力变化将从主动脉近心端向远心端及其它动脉分支传播，扩散范围遍布整个动脉系统，因此使远心端动脉也发生节律性波动，此过程被称为脉搏传播。

脉搏信号如图 2.1^[19]所示。上升支、降中峡、降中波、下降支构成了一个完整的脉搏波形。

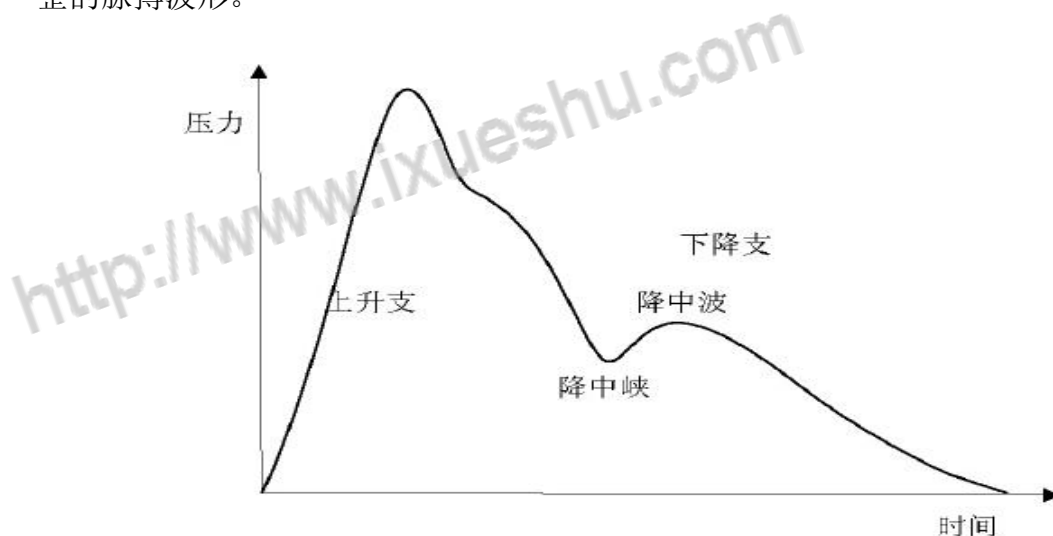


图 2.1 压力脉搏波波形

上升支：快速射血期，动脉血压的上升速度最明显，由于血液的大量涌入导致血管壁发生弹性形变，此时脉搏信号波形的初始斜率较陡，此段即为脉搏信号上升支。上升支的斜率以及振动幅度与心脏射血速度、每搏输出量以及血管壁外周阻力有关。如果动脉管壁外周阻力增大，心脏射血量及速度均降低，那么会减少上升支的斜率并且降低其振动幅度。反之，会使脉搏信号上升支的斜率及震荡幅度增大。年龄增加，导致动脉管壁的柔韧性降低，此时伴随着心脏规律性的搏

动, 动脉管壁的容量将不会随着血量的变化进行调整, 因而此时脉搏信号的振动幅度和斜率都会相应增加。

下降支: 当心脏处于射血后期, 心室射血速度逐渐降低直至主动脉瓣关闭, 主动脉射入血量相较于从主动脉流入外周小动脉以及微动脉的血量少, 此时, 主动脉管壁发生弹性形变还原回原状态, 随着动脉血压下降, 这个过程构成了脉搏信号下降支前半部分。心舒期的到来, 血压持续下降, 构成了脉搏信号下降支后半部分。在一个完整脉搏信号中, 我们将存在于下降支上的切迹叫做降中峡。主动脉瓣关闭瞬间, 返流血迅速涌入主动脉根部, 由于主动脉瓣对于回流血液的阻挡, 因此形成了折返波, 该波即为脉搏信号的降中波, 其出现在降中峡的后面, 但是其振动幅度要远小于脉搏信号的峰值。通过下降支斜率, 以及振动幅度可以判断出对应个体动脉血管外周阻力的大小。当动脉管壁外周阻力较大时, 脉搏信号下降支斜率较大, 切迹位置相较于正常状态偏高。当动脉管壁外周阻力较小时, 脉搏信号下降支斜率较小, 切迹位置相较于正常状态偏低。如果主动脉瓣不能够完全关闭, 那么处于心舒期时返流的血液会涌入心室, 导致下降支的斜率会非常小并且降中波消失。

动脉脉搏波的传播速度: 其物理意义为心脏发生节律性振动沿着动脉血管的传播速度, 其与动脉的柔韧性有关, 动脉柔韧性的好坏直接影响脉搏波传播速度的快慢。根据动脉管壁的这个特点, 我们可以大体将脉搏波传播速度分成以下几类, 主动脉内: 三到五米每秒, 大动脉内: 七到十米每秒, 小动脉内: 十五到三十五米每秒。随着血管柔韧性的逐渐降低, 到达微血管末梢时已经基本消失^[20]。

2.2.2 脉搏波检测方法

脉搏波的形态学特征、传播速度等信息都能够直接或间接反映人体心血管系统的健康程度, 因此对于脉搏信号的研究可以帮助我们更好的了解人体心血管系统的当前状态。脉搏信号的主要特征都来自于低频, 我们可以在颈动脉、肱动脉、桡动脉的搏动位置提取脉搏信号。

脉搏信号的提取方法大致可以分成两大类: 一是通过压力传感器采集脉搏信号; 二是采用光电传感器采集脉搏信号。前者对稳定的连续压力有很高的要求。因此, 它不适合应用于穿戴系统, 而光电容积法大量应用于当前多功能生理信号采集装置上, 传感器本身的结构比较简单、对于被测者来说佩戴比较方便、采集过程中不易受到外界干扰, 稳定性比较好。

采用光电容积法采集脉搏信号的基本原理：利用血管搏动在人体组织中传播造成的透光率不同进行测量，脉搏传感器主要由光电变换器和光源组成。光源一般选用波长在五百至七百纳米之间的发光二极管，并且光的颜色能够很好的被血红蛋白吸收。采用光电容积法进行脉搏信号检测方法如图 2.2 所示。



图 2.2 光电容积法采集脉搏信号示意图

2.3 脉搏波和动脉血压之间的关系

通过上述血压形成以及脉搏传播的理论阐述，我们可以得到脉搏信号的波动和血压的变化存在着某种关系，因此采用脉搏信号预测血压成为近几年研究的热点。研究方法大体可以分为两大类：基于脉搏传播时间连续血压测定法；基于脉搏信号特征连续血压测定法。

2.3.1 脉搏波传导时间与测量方法

通过理论分析，计算脉搏信号传播时间比较简单。我们可以从同一个血管中选取传播距离为 1 的两个位置，然后分别用两个测量装置同时放置在两个被测位置同步进行测量，然后在测量到的两个脉搏信号中任意选取两个相同的参考点（一般选取脉搏信号的起点或者峰值点），最后可以测算出脉搏信号的传播时间 $t^{[21]}$ 。但由于脉搏波是由许多次谐波合成，是一种波形相当复杂的波，并且各次谐波的传播特性（相速度及衰减）不尽相同，有些还有较大的差别，加上由于血管锥形以及分叉处引起的波的反射等原理，使得在动脉中传播的脉搏信号波形状态不稳定。因此，要准确测量压力脉搏波传导时间不是一件容易的事。

1937 年，Hertzman 首次提出运用光电容积法测量脉搏波传导时间的原理。这种方法可分为两种测量方式，同步检测心电(ECG)信号和指端光电容积脉搏波(PPG)信号取信号延迟，其测量方式如图 2.3^[22]所示；同步测量两路脉搏 PPG 信号取信号延迟，其测量方式如图 2.4 所示。

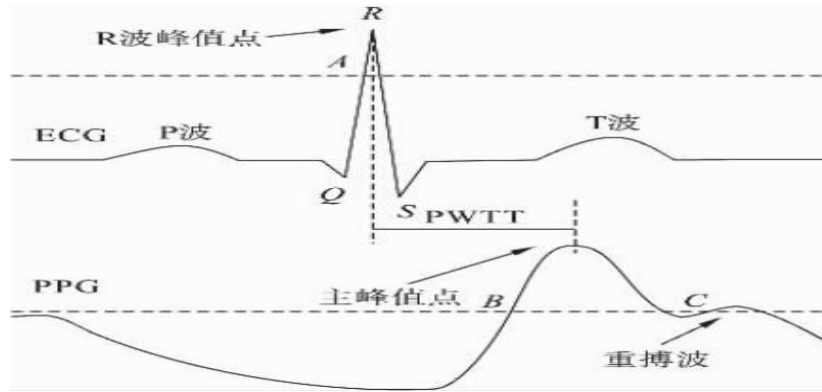


图 2.3 利用同步 ECG 和 PPG 计算 PTT

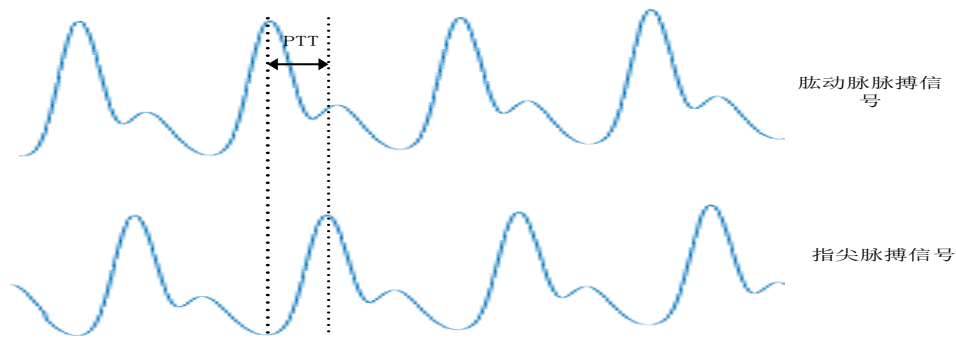


图 2.4 利用两路 PPG 信号计算 PTT

2.3.2 脉搏波传导时间与血压的关系

PTT 通常被定义为，脉搏压力波从主动脉传向远心端动脉末端的时间间隔^[23]。压力波可被视为动脉壁的急性扩张，并且相较于动脉内血流速度脉搏波传播速度更快^[24]。

脉搏波传递时间可以用来估计脉搏从远端传递到近端的时间间隔。因此，可以得出脉搏波可以进行无创、自动、无袖带血压监测，PTT 与血压有着很高的相关性^[25]。PTT 和血压是相互关联的，心脏被视为激励，脉搏波则视为其响应，血压值越高，则其对应的脉搏波传递时间越短^[26]。

对于有限的距离来说 PTT 和 PWV 成反比^[27]，PWV 被证实能够很好的反映血压值的变化^[28]。托马斯杨在 1808 年就对 PWV 做了量化描述。PWV 用 c 来表示公式 (2.1) 为其表达式。

$$c = \sqrt{\frac{Eh}{\rho D}} \dots\dots\dots (2.1)$$

其中 E 是杨氏模量, h 是动脉壁厚度, ρ 是血液的密度, D 是动脉的直径。通过大量学者深入研究, 血液流速的计算方法被不断完善^{[29][30]}, 为了能够消除测量动脉壁和杨氏模量的难度, 布雷姆和希尔对公式 (2.1) 进行了改进, 改进形式如公式 (2.2) 所示。

$$c = \sqrt{\frac{V \partial P}{\rho \partial V}} \cdots \cdots (2.2)$$

在公式 (2.2) 中 V 是血容量, P 是当前血压所对应的脉搏, 血液的密度可以假定为一个常量。表达式可以简化为公式 (2.3)。

$$P \propto c^2 \left(\frac{\Delta V}{V} \right) \cdots \cdots (2.3)$$

又可以对其进行化简得到 (2.4)。

$$BP \propto \frac{L^2}{PTT^2} \left(\frac{\Delta V}{V} \right) \cdots \cdots (2.4)$$

其中 L 代表脉搏信号传递的长度。从公式 (2.4) 中可以很明显的看出其中 PTT 和血压成反比关系^[31]。

2.3.3 PTT 连续血压测量模型的建立

2.3.3.1 一元线性回归模型的建立

根据上述推导出的 PTT 与血压的关系, 采用线性回归的分析方法用来分析两个变量的相互依赖关系。由于这里要分别拟合动脉收缩压、动脉舒张压和 PTT 的关系, 因此采用最简单的一元线性回归分析的模型即可。其总体回归函数公式 (2.5) 所示。

$$P_t = \alpha_1 + \alpha_2 T_t + \mu_t \cdots \cdots (2.5)$$

其中, α_1 、 α_2 是未知的参数, 又叫回归系数, μ_t 表示随机误差项; P_t 和 T_t 表示第 t 次观测值。在总体回归模型 $P_t = \alpha_1 + \alpha_2 T_t + \mu_t$ 中, 除了 α_1 和 α_2 外, 通常用随机残差项来检验样本模型的误差, 用公式 (2.6) 表示。

$$\sum_{i=1}^t e_i^2 = \sum_{i=1}^t (P_i - P_i') \cdots \cdots (2.6)$$

但由于随机残差项不能通过观测值直接得到，因此通常采用无偏估计量 S^2 来检验拟合模型的误差，如式（2.7）。 S 称作标准误差， S 越小表示建立的样本模型与实际值之间的误差越小，否则误差越大^[32]。

$$S^2 = \frac{\sum_{i=1}^t e_i^2}{n-2} \cdots \cdots (2.7)$$

2.3.3.2 线性回归模型的改进算法

上述的线性回归模型，只考虑到了时间和血压的对应关系，由于人体血管结构的复杂性使得血压的形成与多种因素有关，因此在进行血压计算的时候会产生较大的误差。为了能够对血压进行更加精确的估计，因此在一元线性模型的基础上加以改进。

有很多研究表明 PTT 和血压有着很好的对应关系，Chen 等人提出如果忽略血管壁厚度和血管直径的变化，并且弹性模量的变化不大，此时血压可以通过公式（2.8）表示出来^[33]。

$$\Delta BP = \frac{-2}{\gamma PTT} \Delta PTT \cdots \cdots (2.8)$$

其中 γ 是系数，它取决于特定的血管特性，单位是 $(\text{mmHg})^{-1}$ 。

彼得等人又提出了改进血压测量方法^[34]，提出了通过 PTT 来计算血压时忽略血管的弹性和维数。近似估算血压从简单的线性形式开始。

$$BP = (a_0 \times PTT) + a_1 \cdots \cdots (2.9)$$

非线性的形式如公式（2.10）所示。

$$BP = (a_0 \times \ln(PTT)) + a_1 \cdots \cdots (2.10)$$

心脏速率的变化也被发现与血压值有很高的相关性^[35]。

该模型由心率(HR)和 PTT 作为该模型的主要研究对象, 该模型的表达式由(2.11)表示。

$$BP = (a \times PTT) + (a_1 \times HR) + a_2 \cdots \cdots \cdots (2.11)$$

又通过进一步的研究得到, 引起血压波动的因素可以分为两大部分, 分别为: 血压的血流动力学和血压的调控因子。

影响血压变化的血流动力学参数已经在 2.1 节中进行了阐述。除了血管能够对于血压进行调控以外, 血压还可以由神经系统调节。

交感神经和副交感神经参与血压的调控。当血压值超过了一定的范围, 副交感神经抑制代替血管的扩张, 从而使血压下降趋于正常。当血压值低于血压的正常状态时, 交感神经兴奋代替了血管收缩, 使血压上升回归正常。因此在特定时刻的血压值的大小取决于其前一时刻的血压状态。心脏节拍在 PTT 中发生的变化和血流动力学因子发生的变化对血压的影响都可以通过公式(2.12)表示。

$$BP = (a_0 \times PTT) + (a_1 \times AMP) + (a_2 \times PW) + (a_3 \times HR) + (a_4 \times \Delta PTT) + (a_5 \times \Delta AMP) + (a_6 \times \Delta PW) + a_7 \cdots \cdots \cdots (2.12)$$

在上式中 ΔPTT 、 ΔAMP 、 ΔPW 分别表示, 每个心拍 PTT 发生的变化、收缩幅度的变化、脉冲宽度的变化。

2.3.4 脉搏波特征参数法

在之前的研究中, 连续血压的预测方法大致可以分为以下几种: (1) 脉搏波传输时间法^{[36][37][38]}; (2) 脉搏波速度法^[39]。由于上述的这些方法都需要对脉搏和心电两路信号同时进行采集, 这样就会增加信号采集的复杂度并且会引入不必要的误差影响后续血压的预测结果。因此通过一路脉搏信号对血压进行估计的方法得到了发展^{[40][41][42]}。

2.3.4.1 基于 ANN 的连续血压测量方法

通过对于上述采用 PTT 连续血压测量方法的分析可以得出, 虽然该模型被不断的完善, 但是血压的形成因素比较复杂, 仅仅采用线性模型仍然无法满足 PTT 对于血压非线性的关系, 因此血压的测量精度不会有很大的改观。针对上述方法的缺陷, 有学者提出采用前馈神经网络与脉搏信号特征相结合方法建立连续血压测量模型^{[43][44][45]}, 选取收缩期上升时间(ST), 舒张期时间(DT), 脉冲宽度的

25%、33%、75%作为脉搏信号的特征参数进行模型训练。通过对于估计值和参考值之间的比较显示，该方法在准确度上相较于 *PTT* 有所提高。因此可以看出建立脉搏特征与血压之间的非线性模型对于提高血压的测量精度有较大的帮助。虽然该方法考虑到了脉搏特征与血压之间的非线性关系，但是其仍存在缺点：未考虑到上一时刻脉搏信号的搏动对于后续血压的影响。

为了能够克服 *PTT*、*ANN* 等方法的缺点，本文进行连续血压估计时采用了一种基于 *Elman* 神经网络与脉搏特参数相结合的方法。利用该神经网络模型的特殊结构完成对于血压的最终测量。在对该方法进行介绍之前，先对于神经网络的相关知识基础进行一下阐述，为后续的研究奠定基础。

2.4 神经网络基础

H.N 给出了以下神经网络的定义：一个神经网络系统中包含多个独立逻辑神经元，它们通过某种形式相互连接，每一个神经元都会对外部输入信息作出动态响应，最终完成对于结果的输出。由大量神经元级联成的神经网络系统具有和人脑近似的结构和功能^[46]。

Mc and Pt 将上述的概念转换为数学公式，对独立逻辑神经元进行抽象描述，这就是著名的“*M-P* 神经元模型”，该模型的提出为后续人工神经网络的快速发展奠定了良好的基础，该模型如图 2.5 所示。一个复杂的神经网络，存在着大量的独立逻辑神经元，它们之间都存在着某种动态响应关系，它们既可以接收来自外部逻辑单元的信息又可以通过逻辑分析发出信息，神经元之间的连接触发机制被称为阈值，独立逻辑神经元中的动态响应机制被称为激活函数。

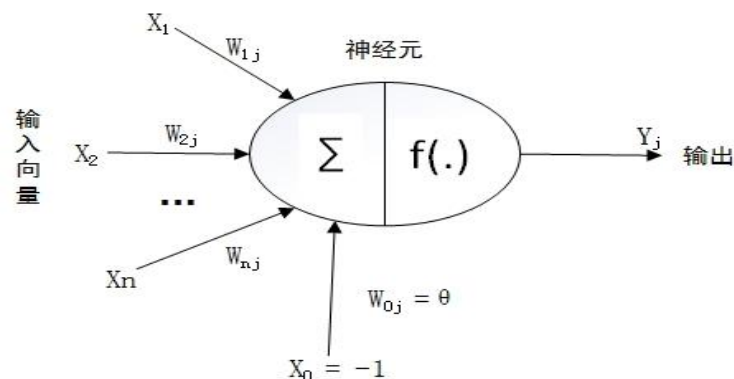


图 2.5 M-P 神经元模型

人工神经网络 (Artificial Neural Network) 是在现代神经学、生物学、心理

学等学科研究的基础上产生的,它反映了生物神经系统处理外界事物的基本过程,是在模拟人脑神经组织的基础上发展起来的计算系统,是由大量处理单元通过广泛互联而构成的网络体系,它具有生物神经系统的基本特征,在一定程度上反映了人脑功能的若干反映,是对生物系统的某种模拟,具有大规模并行、分布式处理、自组织、自学习等优点,被广泛应用于语音分析、图像识别、数字水印、计算机视觉等很多领域,取得了许多突出的成果。最近由于人工神经网络的快速发展,它已经成为模式识别的强有力的工具。神经网络的运用展开了新的领域,解决其它模式识别不能解决的问题,其分类功能特别适合于模式识别与分类的应用。

2.4.1 BP 神经网络

神经网络按其拓扑结构可分成简单单层网络、多层网络和回归型网络^[47]。如果想进行多层网络的训练,采用简单的感知机学习规则是远远不够的。通过学者后续大量的研究提出了误差逆传播算法(BackPropagation,简称BP),它是迄今应用最为广泛的学习算法,现有的多种神经网络,在进行模型训练的过程中大多数都是采用BP算法。

反向逆传播学习算法在进行网络优化的过程中,只需要调整单个权值就可以改变整个网络的性能。运用反向逆传播算法进行权值修正的过程中要从输出节点开始,进行总误差计算,当权值指定结果确定后,反向传递给第一隐含层,因此该权值修正的方法被命名为“反向传播”。BP算法具有的特性与被解决问题的性质和细节选择都存在着密切的关联^[48]。

反向逆传播方法中的核心是梯度下降的引入,该方法的目的是为了将权值调整平均误差的平方最小化,因为网络中包含多个独立逻辑神经元,因此我们需要进行多次训练误差的计算,最终完成对所有网络输出的求和。(2.13)为误差公式。

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{i=d} \sum_{j=1}^{j=k} (t_{ji} - o_{ji})^2, d \in D, k \in outputs \dots\dots(2.13)$$

outputs 代表所有网络输出的集合, *k* 代表输出单元的编号, *d* 代表训练集编号, *t* 和 *o* 代表对应结构单元的输出值。

反向传播算法的一个优质的特性是:它能够在网络内部的隐藏层发现有用的

中间表示。训练集中包含输入和与之对应的输出，在进行权值修正的过程中，计算机机会自由的进行权值赋值，隐藏单元以最小 E 值作为有效设置。

2.4.2 Elman 神经网络

Elman 模型是一种典型的递归神经网络，在该结构中具有环形反馈结构，其由以下四个部分所组成：输入层、中间层（隐藏层）、承接层（上下文层）和输出层。其中输入层、中间层和输出层连接组成的网络与前馈网络结构类似，输入层中的各个神经元的节点主要起信息输入的作用，输出层单元对于输出结果进行线性加权，中间层单元主要利用激活函数来改变传输结果，线性或非线性函数都可以作为激活函数。承接层主要是存储中间层单元前一时刻的输出。该特点使得网络具有一定的时间记忆功能，利用它的时间关联特性处理与时间有关的动态变化具有一定的优势。

2.5 小波变换理论基础

小波变换对信号的处理分析在近几年得到了广泛应用，它既拥有傅式变换局部化的理念，又解决了窗口大小不随频率变化的问题，它可以为用户提供一个随频率改变的时频窗口，因此该方法对于信号的处理分析都具有一定的可靠性。小波变换的主要优点是能够通过变换突出某些信号的特征进而对其进行下一步分析奠定良好的基础。小波变换与经典傅里叶变换相比，它能够提取信号中时间和频域的变换信息，然后再通过伸缩或者平移等多种尺度变换对信号进行细化分析。

2.5.1 多分辨率分析

多分辨率分析是 S.Mallat 在构造正交小波基时提出的概念^[49]，又称为多尺度分析，从空间的概念上形象的说明了小波的多分辨率特性。由该理论，设 $\{V_j\}_{j \in \mathbb{Z}}$ 是 $L^2(\mathbb{R})$ 空间的一个多尺度分析，则存在尺度函数 $\phi(t)$ 和小波函数 $\psi(t)$ ，它们平移和伸缩形成的函数系 $\{\phi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}\}$ 和 $\{\psi_{j,k}, j, k \in \mathbb{Z}\}$ 分别构成 V_j 和 W_j 的规范正交基。对于任意函数 $f(t) \in V_0$ ，可以将其分解为大尺度逼近部分 V_j 和细节部分 W_j ，再将 V_j 进一步分解下去，就可以得到任意尺度上的逼近部分和细节部分，即为

多分辨率分析的思想。可用下式表示：

$$f(t) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \varphi_{j,k}(t) + \sum_{j=-\infty}^j \sum_{k=-\infty}^k d_{j,k} \phi_{j,k}(t) \dots\dots\dots(2.14)$$

式中, $c_{j,k} = \langle f(t), \varphi_{j,k}(t) \rangle$, $d_{j,k} = \langle f(t), \phi_{j,k}(t) \rangle$ 分别为尺度展开系数和小波展开系数。

2.5.2 几种常见的小波

同傅里叶分析不同, 小波分析的基不是唯一存在的, 所有满足小波条件的函数都可以作为小波函数。对几种常见的小波^[50]进行一下简单介绍。

(1) Haar 小波

Haar 在 1990 年提出了一种正交函数系, 定义如下:

$$\varphi_H = \begin{cases} 1 & 0 \leq x \leq \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} \leq x \leq 1 \\ 0 & \text{elsewise} \end{cases} \dots\dots\dots(2.15)$$

这是一种简单的正交小波, 即 $\int_{-\infty}^{\infty} \varphi(t) \varphi(x-n), n = \pm 1, \pm 2$

(2) dbN 小波系

该小波是 D 从两尺度方程系数 $\{h(k)\}$ 出发设计出来的离散正交小波。其中 N 表示小波的阶数。除了 $N=1$ 的 Haar 小波外, dbN 不具有对称性(即非线性相位); dbN 没有显式表达式(除 $N=1$ 外)。但 $\{h(k)\}$ 的传递函数的模的平方有显式表达式。假设 $P(y) = \sum_{k=0}^{N-1} C_k^{N-1+k} y^k$, 其中, C_k^{N-1+k} 为二项式的系数, 则有

$$|m_0(\omega)^2| = \left(\cos \frac{\omega}{2} \right)^N P(\sin^2 \frac{\omega}{2}) \dots\dots\dots(2.16)$$

其中 $m_0 = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_{k=0}^{2N-1} h_k e^{-ik\omega}$

(3) Coiflet(cofiN)小波系

coiflet 也是函数由 Daubechies 构造的一个小波函数，它具有 coifN($N=1,2,3,4,5$)这一系列，coiflet 具有比 dbN 更好的对称性。从支撑长度的角度来看，coifN 具有和 db3N 及 sym3N 相同的支撑长度；从消失矩阵的数目来看，coifN 具有和 db2N 及 sym2N 相同的消失矩阵数目。

(4) Mexican Hat(mexh)小波

该函数为：

$$\varphi(x) = \frac{2}{3} \pi^{-\frac{1}{4}} (1-x^2) e^{-x^2/2} \dots\dots\dots (2.17)$$

它是高斯函数的二阶导数，由于它像墨西哥帽的截面，所以该函数被称为墨西哥帽函数。该函数的时域与频域局部化特性都比较好，并且满足 $\int_{-\infty}^{\infty} \varphi(x) dx = 0$ 由于它不存在尺度函数，所以不具有正交性。

(5) Meyer 函数

Meyer 小波函数 φ 和尺度函数 θ 都在频域中进行定义，其被称为具有紧支撑的正交小波。

$$\varphi(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{-1/2} e^{j\omega/2} \sin\left(\frac{\pi}{2} \mu\left(\frac{3}{2\pi}|\omega|-1\right)\right) & \frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \\ (2\pi)^{-1/2} e^{j\omega/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} \mu\left(\frac{3}{4\pi}|\omega|-1\right)\right) & \frac{4\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{8\pi}{3} \dots\dots\dots (2.18) \\ 0 & |\omega| \notin \left[\frac{2\pi}{3}, \frac{8\pi}{3}\right] \end{cases}$$

其中 $\mu(a)$ 为构造 Meyer 小波的辅助函数，且有

$$\theta(\omega) = \begin{cases} (2\pi)^{-1/2} & |\omega| \leq \frac{2\pi}{3} \\ (2\pi)^{-1/2} e^{j\omega/2} \cos\left(\frac{\pi}{2} \mu\left(\frac{3}{2\pi}|\omega|-1\right)\right) & \frac{2\pi}{3} \leq |\omega| \leq \frac{4\pi}{3} \dots\dots\dots (2.19) \\ 0 & |\omega| > \frac{4\pi}{3} \end{cases}$$

2.6 本章小结

本章首先阐述了动脉血压形成的机理以及脉搏信号的传播原理,其次介绍了基于脉搏传递时间以及脉搏特征参数实现连续血压测量的方法,对其进行了理论概括并且分析了测量方法的缺陷。最后对于神经网络和小波变换等相关知识进行了叙述,为后续研究奠定基础。

第3章 脉搏信号的预处理

本文在进行血压预测模型搭建的过程中主要是以脉搏信号作为研究对象，因此脉搏信号的质量决定着后续预测结果的精确度。由于脉搏信号本身带有一定的噪声干扰，因此，去噪在整个连续血压预测模型的搭建过程中起着至关重要的作用。又由于本文需要选取多个脉搏信号特征点构建特征矩阵，因此还需要进行脉搏信号的特征提取。本章将对脉搏信号的去噪、特征提取等前期预处理工作进行详细叙述。

3.1 数据选取

为了保证信号的质量本文选取 MIMIC 多参数智能监护数据库中的生理数据作为研究对象，该数据库是由麻省理工大学为了进行生理信号研究设立的综合记录多种生理信号数据库。MIMIC 数据库同步采集了心电（ECG）、容积脉搏波（PLETH）、动脉血压（ABP）、呼吸（RESP）等多种生理信号。上述所有数据都经过了医学专家的审定，最终完成数据的上传。由于该数据库中信号的多样性，因此为后续学者进行生理信号的研究提供了极大的便利性。

MIMIC 数据库中的数据都是来源于 ICU 病房中的病人，因此得到的数据大多数的记录时间都超过了 24 个小时，有一些甚至超过了 48 个小时。因此，该数据库中的数据能够很好的满足本文对连续脉搏信号以及连续血压信号的需求。MIMIC 数据库信号选取界面如图 3.1 所示。

The screenshot shows a web-based interface for selecting signals from the MIMIC database. It features several input fields and dropdown menus for specifying the database, record, signals, and annotations. There are also radio buttons for selecting the output length, time format, and data format. A toolbox section allows for plotting waveforms, and a navigation section provides buttons for navigating between records. The interface is clean and functional, with a light blue background and clear labels for each section.

图 3.1 MIMIC 数据库信号选取界面

3.2 脉搏信号的降噪

虽然脉搏信号是周期确定性信号，但是其并非完全恒定的信号。脉搏信号也会随着生理病理因素及周围的环境发生随机性的变化，因此在进行系统的建模之前应当先对脉搏信号进行去噪处理。脉搏信号本身具有（1）信号弱、易受干扰；

（2）频率低；（3）具有变异性等上述三个特点。由体表检测到的脉搏波极易引入干扰，脉搏信号的干扰主要可以分成以下两大类：

（1）基线漂移

基线漂移是由于被测对象的身体位移以及呼吸运动产生的，呼吸的频率分量通常在 0.8Hz 以下，每个人的呼吸频率也不尽相同；身体位移也可以用低频分量来表征，因此基线漂移大部分都为低频分量和趋势分量^[51]。

（2）高频随机干扰

由于脉搏信号本身具有低频特性，因此在采集过程中极易受到各种随机信号的干扰，这些噪声大约都是 20Hz 以上的高频噪声。

3.2.1 小波变换去除基线漂移

如图 3.2 所示，为 MIMIC 数据库中选取的第 39 号数据，下图中仅截取了其中 10 秒钟的容积脉搏数据，从图中可以很明显的看出其严重的基线漂移。

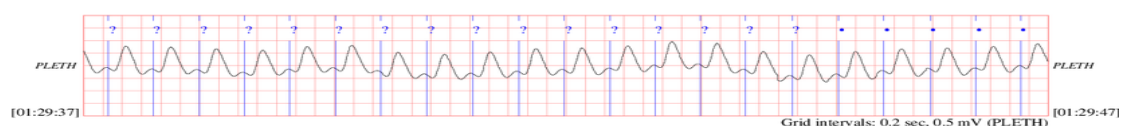


图 3.2 MIMIC 数据库第 39 号脉搏信号

通过选取不同小波基进行比较发现采用 sym6 作为小波基进行小波变换效果最为理想。最终采用上述方法完成对于极限漂移的去除。图 3.3 为原始脉搏波信号与去噪后的对比。

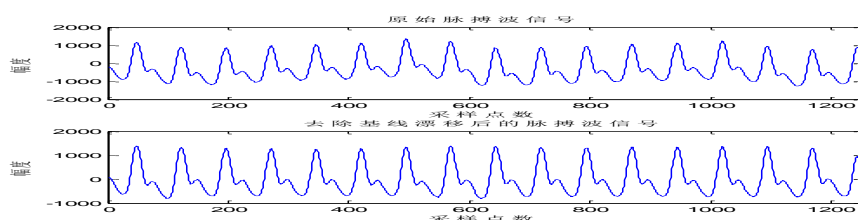


图 3.3 原始脉搏信号与去除极限漂移图像的效果对比图

通过对比可以看出采用小波变换去除基线漂移的方法起到了良好的效果，因此选用该方法进行基线漂移的去除是可行的。

3.2.2 高频干扰的滤除

人体的脉搏信号比较微弱，信噪比较低，正常个体脉搏信号的主要能量都分布在 0-10Hz。为了验证脉搏信号频率的分布在本文中对于脉搏信号进行了频谱分析，频谱分析结果如图 3.4 所示。

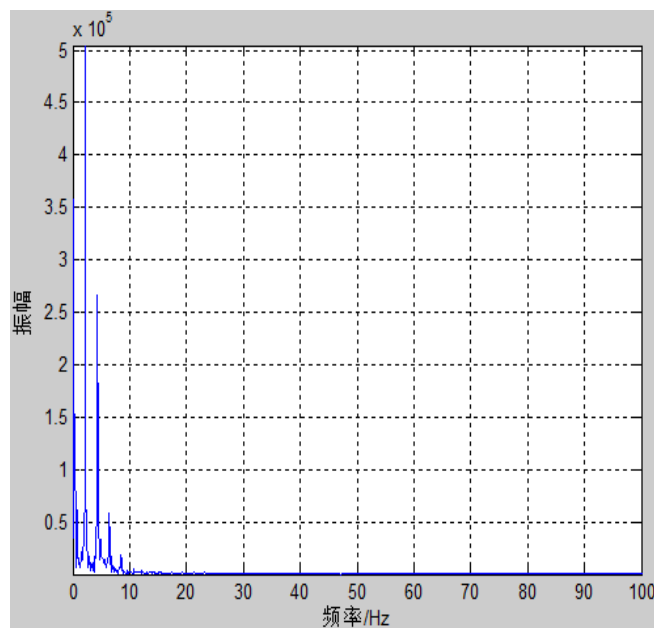


图 3.4 脉搏信号频谱分析结果

从图 3.4 中可以得到脉搏信号的主要能量分布。由于后续需要将脉搏信号作为研究对象进行血压建模，因此脉搏信号的准确度十分重要，采用小波变换的方法基线漂移已经被滤除，针对当前脉搏信号依然存在的高频干扰本文选取数字滤波器对高频噪声进行去除。数字滤波器大致可以分为有限冲激响应数字滤波器（FIR）和无限冲激响应数字滤波器（IIR）这两大类，根据其功能上的特点分析，IIR 数字滤波器具有良好的幅频特性，它可以采用比较低的阶数获得较高的选择性，但是其不具备良好的线性相位关系。FIR 滤波器可以得到良好的线性相位关系，但是其只能用比较高的阶

数获得较高的选择性。FIR 具有较大的延时性，不能满足本文中实时分析的宗旨。因此选用 IIR 滤波器进行高频去噪。选取 matlab 自带的 fdatool 工具进行 IIR 滤波器设计。设定通带的最高频率为 10Hz，阻带的最低频率为 20Hz，阻带衰减为 80dB 滤波器类型选择切比雪夫-I 型，由 fdatool 设计的 IIR 滤波器如图 3.5

所示。

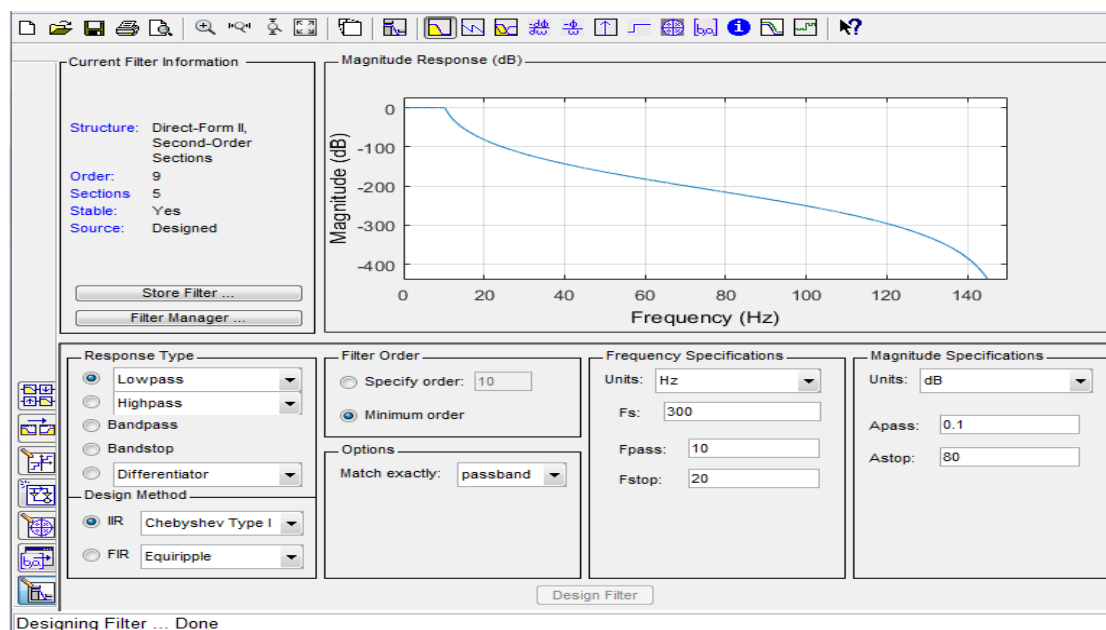


图 3.5 切比雪夫-I IIR 滤波器

将通过 fdatool 工具设计出来滤波器导出生成 matlab 代码，然后运行程序去除脉搏信号的高频干扰，效果对比如图 3.6 所示。

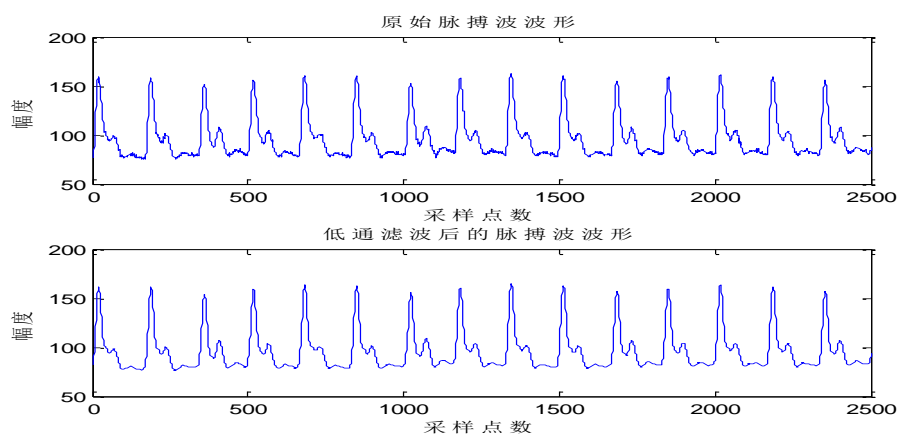


图 3.6 滤除高频干扰前后的脉搏波波形对比

3.3 脉搏信号特征点的提取

在本文中选用基于差分阈值的方法实现对于脉搏波形起点、峰值点、降中峡的提取。利用上述三个特征点作为连续血压预测模型的特征输入。首先，检测一阶差分信号，并寻找其过零点。为了有效地找到脉搏波信号的目标点，必须在每一周期中定位一阶微分信号最大振幅曲线段的前后过零点^[52]。这些点作为脉搏信

号的候选点。其中差分阈值特征点提取算法如下。

$$Diff(j) < 0 \cdots \cdots \cdots (3.1)$$

$$Diff(k) > 0 \cdots \cdots \cdots (3.2)$$

在上述算法中 $Diff(i)$ 代表 1 阶差分信号在第 i 个采样点处的峰值。然后，在 j 和 k 之间的原始信号中找到最小振幅点，把它作为一个脉搏信号的候选起始点。

$$Diff(j) > 0 \cdots \cdots \cdots (3.3)$$

$$Diff(k) < 0 \cdots \cdots \cdots (3.4)$$

然后，在 j 和 k 之间的原始信号中找到最大振幅点，把它作为脉搏信号的候选峰值点。设定 j 和 k 的方法如公式 3.5 所示。如果

$$(Diff(index - 1) \times Diff(index + 1) \leq 0) \cdots \cdots \cdots (3.5)$$

可令 $j = index - 5$ ， $k = index + 5$ ，当然要考虑到信号的起始和末尾，调整 j 和 k 的值。然后根据振幅和时间间隔阈值对这些候选点进行评估，如果满足阈值条件，则开始对重搏波进行检测，否则将重新调整阈值和检测范围并进行检测，直到满足条件。利用 matlab 软件实现上述方法的实现以及对于脉搏信号特征点的标注。通过对于 MIT 数据库中的脉搏信号特征点提取的分析可以得到采用差分阈值法提取脉搏特征其准确率均可达到 98% 以上。其标注结果如图 3.7 所示。

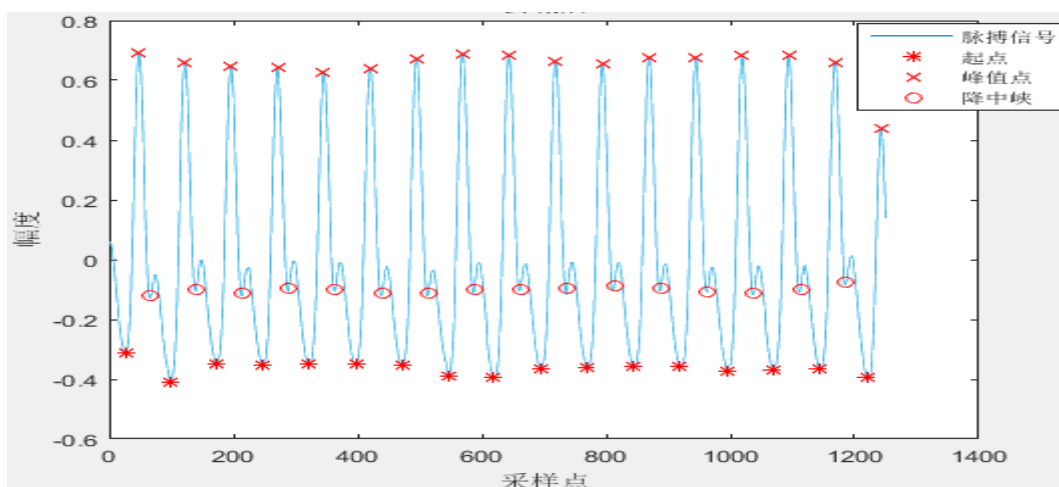


图 3.7 10 秒钟脉搏波特征点标记结果

3.4 本章小结

由于脉搏信号的质量被基线漂移和高频噪声影响,因此在本章使用小波变换去除基线漂移,使用 IIR 低通数字滤波器实现对于脉搏信号高频噪声的去除。本文的主要目的是通过单通道脉搏信号的特征实现对于连续血压的测量,选取差分阈值法实现对于脉搏信号的特征提取,最终完成对于脉搏信号的前期预处理工作。

第 4 章 Elman 神经网络连续血压测量模型的建立及可行性分析

在第 3 章已经完成了对脉搏信号的去噪、特征提取等前期无创连续血压测量的铺垫工作。因此本章主要讨论连续血压的测量方法，其主要内容可以分为以下几个部分：（1）利用 Elman 神经网络模型建立连续血压测量模型；（2）利用得到的连续血压预测模型实现连续血压测量；（3）利用本文提出方法与传统连续血压测量方法（LR）以及 BP 神经网络连续血压测量方法实现对比最终完成对于 Elman 神经网络连续血压测量算法的可行性分析。Elman 神经网络连续血压测量模型的结构如图 4.1 所示。

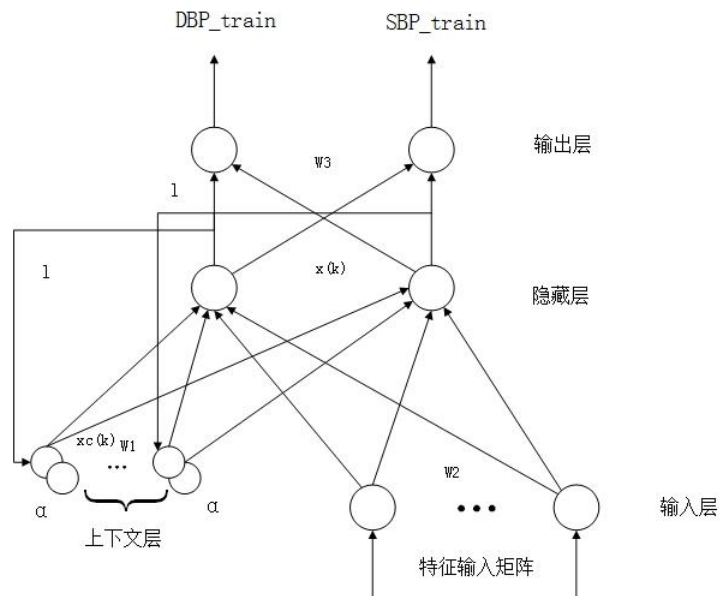


图 4.1 Elman 连续血压测量模型

4.1 Elman 神经网络连续血压测量模型的建立

建立 Elman 连续血压测量模型可以分为以下几个步骤：

步骤 1：设定从上下文层到隐藏层的权重 $W1$ ，设定从输入层到隐藏层的权重 $W2$ ，设定从隐藏层到输出层的权重 $W3$ 。

步骤 2：建立特征输入矩阵， $A_{train} = [h_{t-1}, H_{t-1}, g_{t-1}, h_t, H_t, g_t]$ 。在这个矩阵中 h 代表脉搏信号起点的幅值， H 代表脉搏信号峰值点的幅值， g 代表降中峡的幅值， t 代表所选取特征点的时间序列。

步骤 3: 提取 t 时刻的 SBP 和 DBP 建立特征输出矩阵得到 $y_d(k)$ 。

步骤 4: 通过阈值和权重计算出输入层的输出, 隐藏层的输出以及上下文层的输出。

步骤 5: 通过计算每一层的输出, 最终计算出血压训练矩阵。

步骤 6: 设定步长为 n , 可以得到第 k 次的训练输出为 $y(k)$, 该 Elman 神经网络模型的误差函数可以按照下面的公式所表示。

$$E(k) = \frac{1}{2} (y_d(k) - y(k))^T (y_d(k) - y(k)) \cdots \cdots (4.1)$$

$$y_d(k) = \begin{bmatrix} SBP_{goal} \\ DBP_{goal} \end{bmatrix} \cdots \cdots (4.2)$$

$$y(k) = \begin{bmatrix} SBP_{output} \\ DBP_{output} \end{bmatrix} \cdots \cdots (4.3)$$

根据梯度下降法, 进行权值的校正。如果权重的设定达到最佳状态, 那么系统将不再进行调整。Elman 连续血压预测模型的学习步骤如下。

将 E 对隐藏层到输出层的连接权值 $W3$ 求偏导, 得:

$$\frac{\partial E}{\partial W3_{ij}} = -(y_{d,i}(k) - y_i(k)) \frac{\partial y_i(k)}{\partial W3_{ij}} = -(y_{d,i}(k) - y(k)) g'_i(\cdot) x_j(k) \cdots (4.4)$$

另 $\delta_i^0 = (y_{d,i}(k) - y_i(k)) g'_i(\cdot)$, 则

$$\frac{\partial E}{\partial W3_{ij}} = -\delta_i^0 x_j(k) \quad i = 1, 2, \dots, m; j = 1, 2, \dots, n \cdots \cdots (4.5)$$

将 E 对输入层到隐藏的连接权值 $W2$ 求偏导, 得

$$\frac{\partial E}{\partial W2_{ij}} = \frac{\partial E}{\partial x_j(k)} \frac{\partial x_j(k)}{\partial W2_{ij}} = \sum_{i=1}^m (-\delta_i^0 W3_{ij}) f'_j(\cdot) A_{q_train} \cdots \cdots (4.6)$$

同样另 $\delta_j^h = \sum_{i=1}^m (\delta_i^0 W3_{ij}) f'_j(\cdot)$, 则有:

$$\frac{\partial E}{\partial W2_{ij}} = -\delta_j^h A_{q_train} \quad j=1,2,\dots,n; q=1,2,\dots,r \dots\dots\dots(4.7)$$

类似地，对结构单元到隐层的连接权 $W1$ 求偏导，得：

$$\frac{\partial E}{\partial W1_{jl}} = \sum_{i=1}^m (-\delta_i^0 W3_{ij}) \frac{\partial x_j(k)}{\partial W1_{jl}} \quad j=1,2,\dots,n; l=1,2,\dots,n \dots\dots(4.8)$$

注意到在上面的式子中：

$$\frac{\partial x_j(k)}{\partial W1_{jl}} = f'_j(x_{C,i}(k) + \sum_{i=1}^n W1_{jl} \frac{\partial x_{C,i}(k)}{\partial W1_{jl}}) \dots\dots\dots(4.9)$$

$$\frac{\partial x_j(k)}{\partial W1_{jl}} = f'_j(\cdot) x_{C,l}(k) \dots\dots\dots(4.10)$$

将 $f'_j(\cdot) x_{C,l}(k) = f'_j(x_l(k-1) + \alpha \cdot f'_j(\cdot) x_{C,l}(k))$ 带入(4.10)中，得：

$$\frac{\partial x_j(k)}{\partial W1_{jl}} = f'_j(\cdot) x_l(k-1) + \alpha \cdot \frac{\partial x_j(k-1)}{\partial W1_{jl}} \dots\dots\dots(4.11)$$

由 $\Delta W = -\eta \frac{\partial E}{\partial W}$ 可以导出 Elman 神经网络的学习算法为：

$$\Delta W3_{ij} = \eta \delta_i^0 x_j(k) \quad i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n \dots\dots\dots(4.12)$$

$$\Delta W2_{jq} = \eta \delta_j^h A_{q_train} \quad j=1,2,\dots,n; q=1,2,\dots,r \dots\dots\dots(4.13)$$

$$\Delta W3_{ij} = \eta \sum_{i=1}^m (\delta_i^0 W3_{ij}) \frac{\partial x_j(k)}{\partial W1_{jl}} \delta_i^0 x_j(k) \quad j=1,2,\dots,n; l=1,2,\dots,n \dots\dots(4.14)$$

其中 $\delta_i^0 = (y_{d,i}(k) - y_i(k)) g'_i(\cdot)$ ， $\delta_j^h = \sum_{i=1}^m (\delta_i^0 W3_{ij}) f'_j(\cdot)$ ， $\frac{\partial x_j(k)}{\partial W1_{jl}}$ 由(4.11)递推得

到。

在上述的公式中， i 代表输出层神经元的个数， j 代表隐藏层神经元的个数，

q 代表输入层的神经元个数, l 代表上下文层神经元的个数, A_{train} 代表特征输入矩阵。 η 为该神经网络的学习速率。通过公式 (4.4) 到 (4.14) 我们可以得到最优权值。其中各数值的内部参数如公式 (4.15) 到 (4.19) 所示。

$$x(k) = f(W1 \cdot x_C(k) + W2 \cdot A_{train}) \cdots \cdots (4.15)$$

$$x_C(k) = \alpha \cdot x_C(k-1) + x(k-1) \cdots \cdots (4.16)$$

$$[SBP_{output}, DBP_{output}] = g(W3 \cdot x(k)) \cdots \cdots (4.17)$$

其中 $f(x)$ 由下面的函数式 (4.18) 所表示

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \cdots \cdots (4.18)$$

其中 $g(x)$ 由下面的函数 (4.19) 所表示

$$g(x) = k \cdot x + c \cdots \cdots (4.19)$$

该连续血压测量模型权值校正的具体步骤如流程图 4.2 所示。

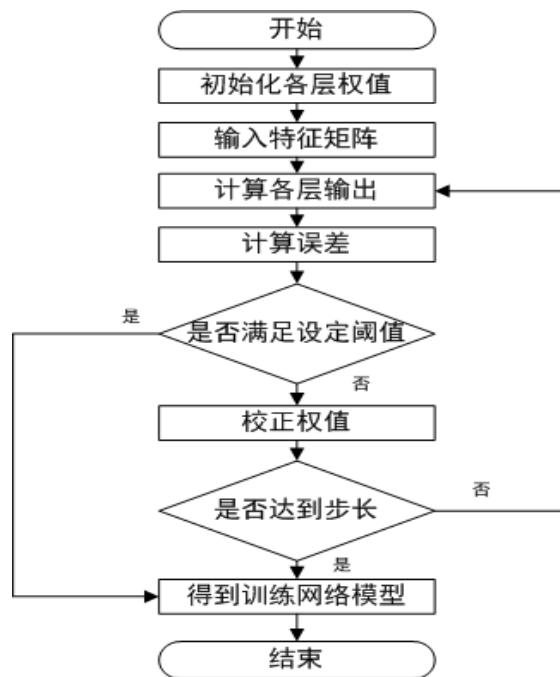


图 4.2 连续血压测量模型建立的算法流程

4.2 连续血压预测

本文通过第三章脉搏信号的预处理,以及通过 Elman 神经网络建立起来的连续血压预测模型进而实现了对于连续血压的预测。整个连续血压测量流程如图 4.3 所示。

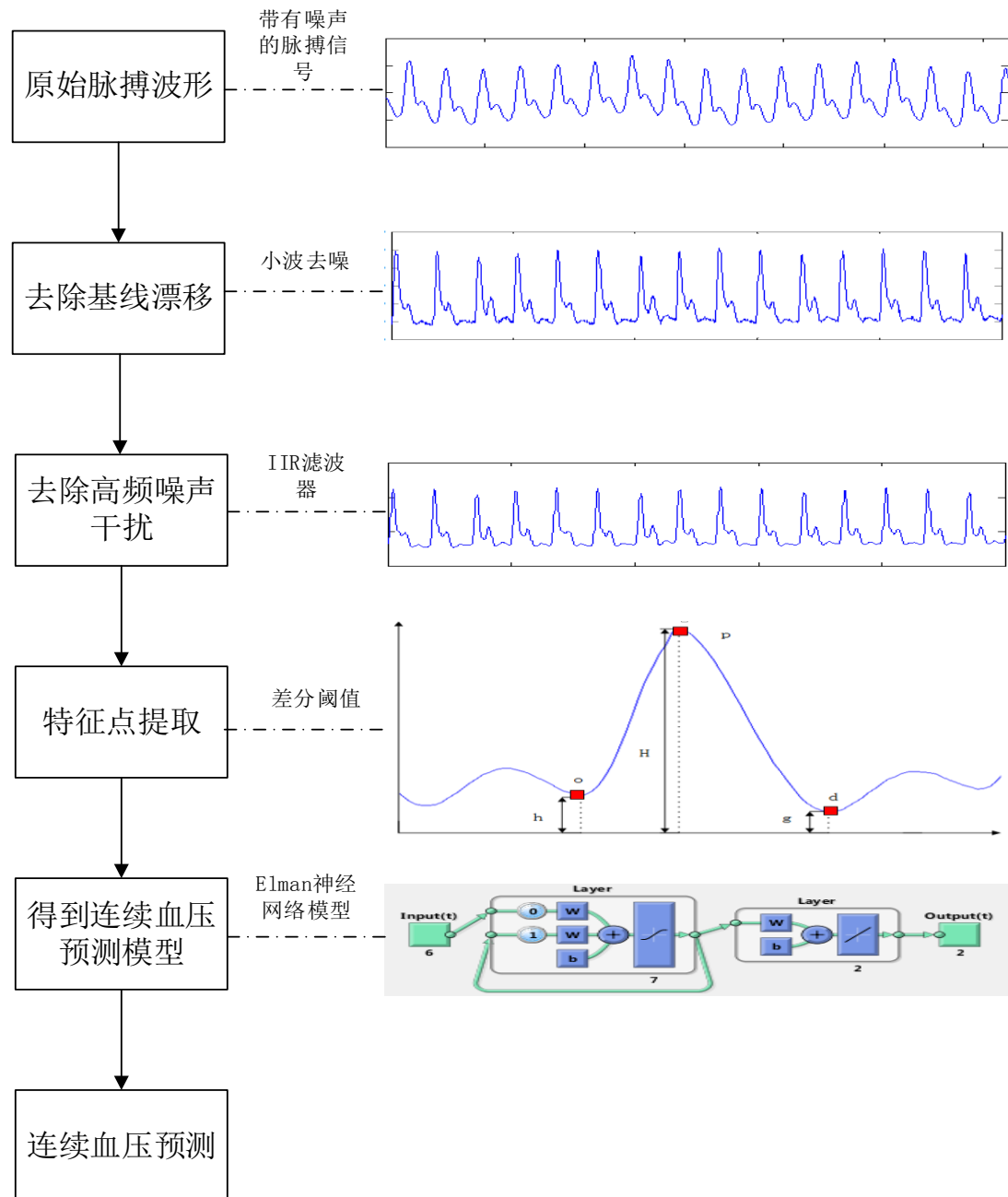


图 4.3 连续血压测量流程

为了验证该方法的准确性,本文选取了 MIMIC Database (多参数重症监护数据库) 中第 39、41、220 号数据进行验证。选取 100 条数据进行分析,将前

80 条数据作为训练集,将剩余 20 条的脉搏数据以及其同步血压数据作为测试集,为了获得最优隐藏层神经元个数的设定值,分别将神经元个数设定为 4、7、10、13 进行实验对比,通过对比图 4.4 中的测试结果,我们将隐藏层神经元的个数设定为 7。通过该模型得到的血压测量结果如表 4.1、表 4.2、表 4.3 所示。平均误差和标准误差的计算方法如公式 (4.20) 和 (4.21) 所示。

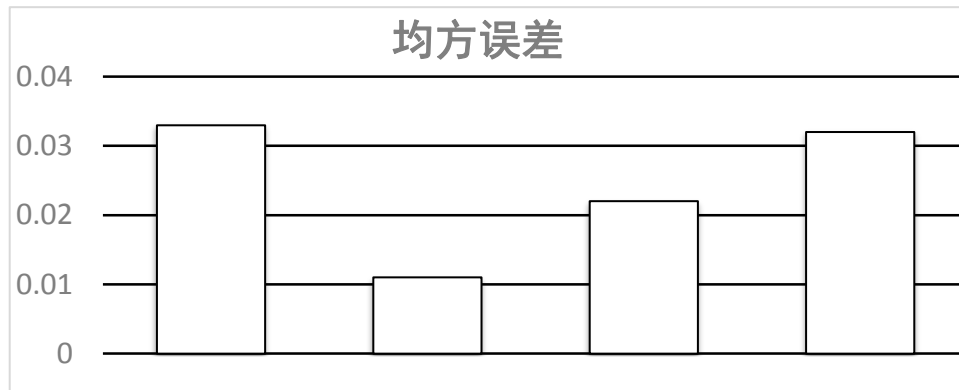


图 4.4 隐藏层神经元个数效果对比图

$$e = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (BP_{pr_i} - BP_{re_i}) \dots\dots\dots (4.20)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (BP_{pr_i} - BP_{re_i})^2}{n}} \dots\dots\dots (4.21)$$

表 4.1 第 39 号数据预测结果

039 号数据					
SBP 真实值	SBP 预测值	误差 (mmhg)	DBP 真实值	DBP 预测值	误差 (mmhg)
118.05	121.0598	-3.0098	69.9	71.8556	-1.9556
118.85	121.2108	-2.3608	69.9	71.6537	-1.7537
120.5	121.8177	-1.3177	70.6	71.3263	-0.7263
120.15	122.7681	-2.6181	71.05	72.7362	-1.6862
121.05	119.8592	1.1908	71.7	71.5195	0.1805
119.6	120.26	-0.66	71.25	71.4372	-0.1872
119.6	116.9663	2.6337	70.75	68.0211	2.7289
125.45	128.0064	-2.5564	74.65	74.1675	0.4825
129.35	130.7788	-1.4288	77.05	77.3952	-0.3452
123.2	122.9313	0.2687	75.25	72.2456	3.0044
120.15	118.8431	1.3069	73.3	71.2557	2.0443
118.85	118.2938	0.5562	72.25	70.0029	2.2471

续表 4.1

039 号数据					
SBP 真实值	SBP 预测值	误差 (mmhg)	DBP 真实值	DBP 预测值	误差 (mmhg)
120.05	121.0137	-0.9637	72.3	71.5731	0.7269
121.2	122.1888	-0.9888	72.45	75.0382	-2.5882
118.65	121.178	-2.528	71.65	71.0119	0.6381
120.35	121.5893	-1.2393	72.15	71.9293	0.2207
123.65	119.7085	3.9415	72.55	69.6307	2.9193
123.35	124.1916	-0.8416	73.8	69.8653	3.9347
120.75	119.3349	1.4151	72.55	70.8863	1.6637
119.7	118.7431	0.9569	71.5	69.8559	1.6441
SBP 平均误差	-0.41		DBP 平均误差	0.65964	
SBP 标准误差	1.90		DBP 标准误差	1.85	

表 4.2 第 41 号数据预测结果

041 号数据					
SBP 真实值	SBP 预测值	误差 (mmhg)	DBP 真实值	DBP 预测值	误差 (mmhg)
80.15	81.5527	-1.4027	41.05	41.9844	-0.9344
80.6	81.1487	-0.5487	40.95	41.0143	-0.0643
81.35	83.3532	-2.0032	41	41.6808	-0.6808
84.75	84.9662	-0.2162	42.15	42.0839	0.0661
86.95	87.7209	-0.7709	43.5	43.7723	-0.2723
85.15	86.3825	-1.2325	43.55	43.5538	-0.0038
80.25	81.7802	-1.5302	41.8	42.1563	-0.3563
80.15	80.188	-0.038	41	40.6419	0.3581
80.55	82.2108	-1.6608	41	41.6857	-0.6857
81.7	82.939	-1.239	41	41.3313	-0.3313
85.5	85.7444	-0.2444	42.2	42.3168	-0.1168
86.3	88.2127	-1.9127	43.3	44.0725	-0.7725
83.35	83.4941	-0.1441	42.3	42.1044	0.1956
79.65	79.8061	-0.1561	41.15	41.1081	0.0419
79.55	79.9045	-0.3545	40.5	40.6496	-0.1496
80.35	81.0242	-0.6742	40.75	40.9181	-0.1681
82.7	84.4157	-1.7157	41.3	41.8702	-0.5702
85.75	87.9239	-2.1739	42.7	43.3707	-0.6707
86.45	88.1231	-1.6731	43.3	44.117	-0.817

续表 4.2

041 号数据					
SBP 真实值	SBP 预测值	误差 (mmhg)	DBP 真实值	DBP 预测值	误差 (mmhg)
82.05	83.6122	-1.5622	42.4	42.6435	-0.2435
SBP 平均误差	1.06		DBP 平均误差	0.31	
SBP 标准误差	0.72		DBP 标准误差	0.37	

表 4.3 第 220 号数据预测结果

220 号数据					
SBP 真实值	SBP 预测值	误差 (mmhg)	DBP 真实值	DBP 预测值	误差 (mmhg)
187.8351	187.9236	-0.0885	73.4021	72.1322	1.2699
183.9175	183.8093	0.1082	71.9588	72.0619	-0.1031
181.5464	180.8439	0.7025	71.3402	71.0739	0.2663
179.1753	176.936	2.2393	71.8557	71.5492	0.3065
181.9588	181.7271	0.2317	71.5464	73.2281	-1.6817
181.2371	183.1761	-1.939	72.268	72.3289	-0.0609
183.5052	180.6976	2.8076	72.3711	70.849	1.5221
183.6082	183.4609	0.1473	72.6804	72.0655	0.6149
186.3918	183.9606	2.4312	72.9897	72.3806	0.6091
186.3918	183.8101	2.5817	74.0206	71.3924	2.6282
185.1546	183.0407	2.1139	72.0619	70.6814	1.3805
180.7216	178.025	2.6966	71.2371	69.1405	2.0966
181.134	179.9346	1.1994	71.134	70.2279	0.9061
180.1031	179.372	0.7311	71.9588	72.0595	-0.1007
182.3711	182.9406	-0.5695	72.6804	75.045	-2.3646
182.6804	180.3913	2.2891	73.299	72.0174	1.2816
185.0515	181.6925	3.359	73.7113	71.9047	1.8066
187.5258	189.327	-1.8012	73.9175	74.1008	-0.1833
188.4536	186.5781	1.8755	74.433	72.5689	1.8641
185.0515	182.6193	2.4322	72.6804	70.7006	1.9798
SBP 平均误差	1.18		DBP 平均误差	0.70	
SBP 标准误差	1.54		DBP 标准误差	1.25	

由表 4.1、表 4.2、表 4.3 可以得出, 测量结果均满足美国医疗器械促进学会

(Association for the Advancement of Medical Instrumentation, AAMI) 推荐的平均误差不超过 5mmHg、标准误差不超过 8mmHg 的标准。

4.3 Elman 神经网络连续血压测量方法有效性分析

由于在 4.2 节中选取的数据周期较短,对于该方法的稳定性还不能较为客观的诠释。因此在本节中延长了对于数据的选取时间。

大量学者已经进行了相关连续血压测量方法的研究,因此在本节中会将传统建模方法(LR)与本文所选用方法进行对比,用于验证本文提出非线性建模方式的有效性。

由于 Elman 神经网络具有一定的预测性,因此为了验证该模型对于提高连续血压的预测精度有帮助,会将其与反向逆传播神经网络(BP 神经网络)进行对比分析,用以验证该方法的有效性。

1. 传统连续血压测量方法(LR)

传统的连续血压测量方法是采用基于 PTT 的线性分析来进行的,通过得到的脉搏信号传递时间与收缩压和舒张压之间建立线性回归方程,最终利用该方程进行连续血压的预测。利用该方法进行连续血压的建模步骤如下:

- (1) 提取同步的心电信号、脉搏信号以及血压信号;
- (2) 进行去噪和特征点提取;
- (3) 获取脉搏传递时间 PTT 并且利用线性回归分析建立 LR 连续血压测量模型。

2. BP 神经网络连续血压测量方法

BP 神经网络是神经网络中比较经典的方法,但是由于其结构本身不具有预测性因此其不适用于数据预测,本文引入此种方法进行对比的原因是为了验证 Elman 神经网络的特殊结构对于血压预测精度提高有帮助。利用 BP 神经网络进行连续血压建模的步骤如下:

- (1) 获取单通道脉搏数据;
- (2) 进行去噪特征提取等前期的预处理工作;
- (3) 通过 BP 神经网络建立连续血压预测模型。

本文使用的连续血压测量方法及步骤在 4.2 节已经进行了详细的讲解，为了使上述的方法更有说明性，选取 MIMIC II/III Waveform Database（生理波形数据库）中的有效数据进行结果分析，这些数据的采样频率都是 125HZ，选取了其中三种类型的数据分别为：心电（ECG）数据、脉搏（PPG）数据、血压（ABP）数据。选取 20 组约 2 小时的连续采样数据进行测试，在构建连续血压测量模型的过程中，选取前 30% 的数据作为训练集，选取 70% 的数据作为测试集。为了验证上述方法的准确性，本文选用误差频率直方图的形式直观的进行展示。其中对于 SBP 的误差分析如图 4.5-4.7 所示。

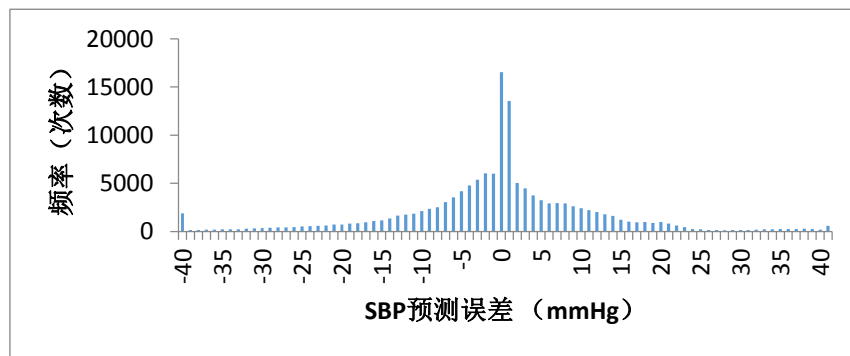


图 4.5 Elman 神经网络连续血压测量方法对于 SBP 预测的误差频率分布

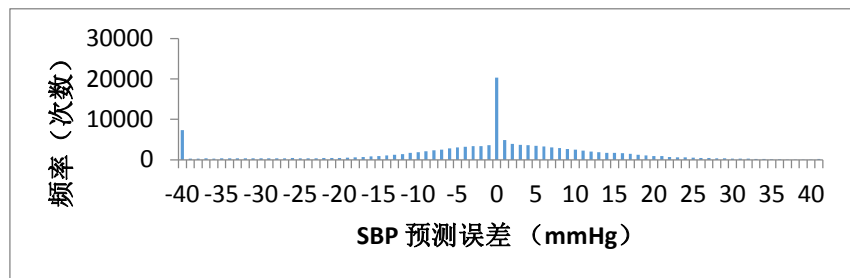


图 4.6 BP 神经网络连续血压测量方法对于 SBP 预测的误差频率分布

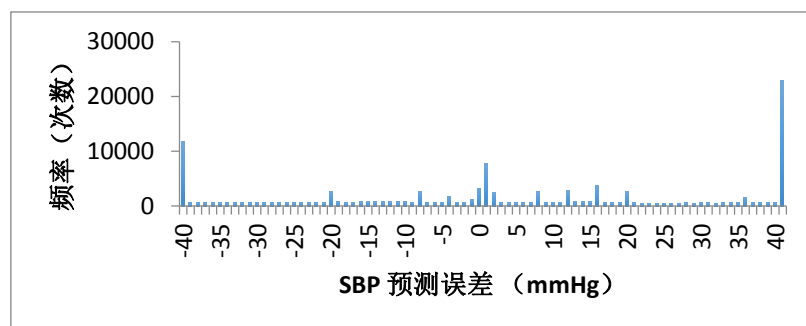


图 4.7 LR 连续血压测量方法对于 SBP 预测的误差频率分布

对于 DBP 的预测分析结果如图 4.8-4.10 所示。

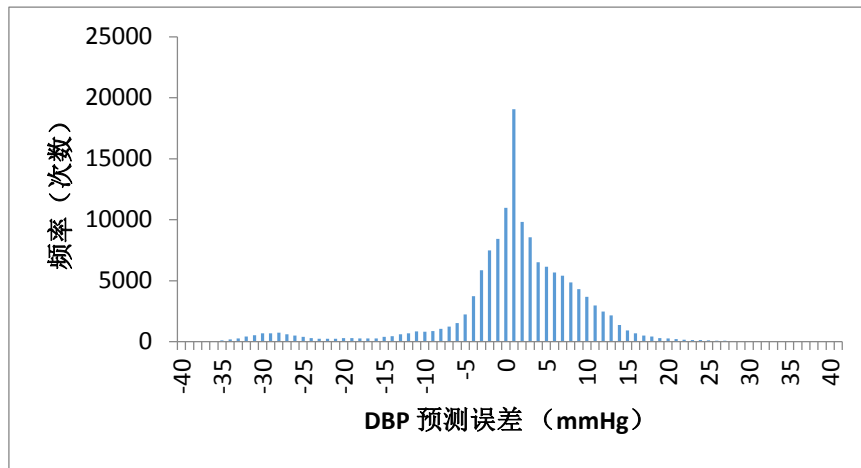


图 4.8 Elman 神经网络测量方法对于 DBP 预测的误差频率分布

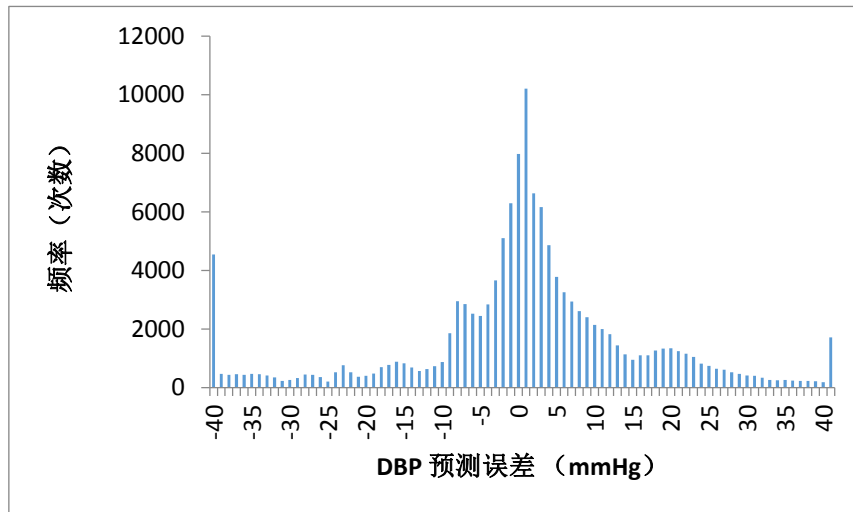


图 4.9 BP 神经网络测量方法对于 DBP 预测的误差频率分布

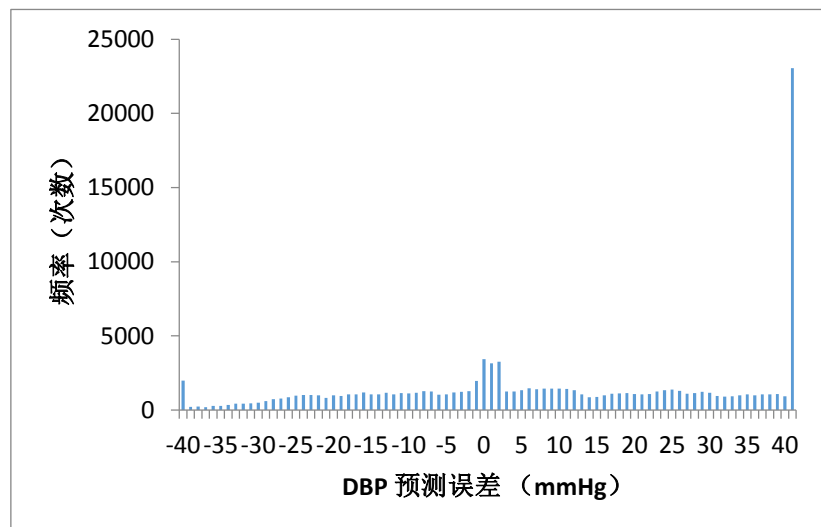


图 4.10 LR 连续血压预测方法对于 DBP 预测的误差频率分布

通过上述的误差频率直方图可以直观的看出不同方法对于 SBP 和 DBP 的误差分布。下面对不同方法的预测结果进行分析, 如表 4.4、表 4.5 所示。

表 4.4 基于不同方法对 DBP 预测结果比较

Record	DBP					
	LR		BP		Elman(本文方法)	
	avg\mmHg	rmse\mmHg	avg\mmHg	rmse\mmHg	avg\mmHg	rmse\mmHg
3910093	20.323	36.449	7.037	10.285	6.601	10.03
3909185	22.175	38.293	1.655	2.728	1.033	2.52
3908522	4.527	15.3831	0.954	2.649	0.723	2.415
3908470	7.525	23.508	13.641	9.285	6.938	5.808
3907353	9.003	29.048	8.81	5.772	7.426	5.933
3906175	5.241	17.253	5.623	7.103	2.555	5.662
3902994	10.201	30.315	2.213	7.094	1.686	4.373
3901926	0.314	0.968	1.089	1.826	0.24	0.211
3901160	17.133	33.154	14.335	16.104	4.15	4.929
3128520	5.978	19.536	3.674	6.214	4.189	2.995
3128317	14.517	25.437	0.661	7.457	1.187	2.724
3128243	17.019	28.547	40.25	10.236	5.904	4.046
3125881	22.775	31.089	20.1	5.9	6.174	4.066
3124132	14.571	25.279	4.802	8.156	1.764	0.991
3118326	22.126	39.182	2.384	24.438	3.63	6.036
3112538	13.845	26.138	31.717	9.928	2.341	3.062
3111185	0.046	0.12	0.13	0.183	0.026	0.088
3110856	14.015	24.305	3.048	8.214	1.782	4.678
3109737	27.256	47.541	3.048	7.261	1.004	6.768
3109069	18.759	33.851	6.825	12.836	0.658	11.323
Average	13.367	26.27	8.6	8.183	3	4.433

表 4.5 基于不同方法 SBP 预测结果比较

Record	SBP					
	LR		BP		Elman(本文方法)	
	avg\mmHg	rmse\mmHg	avg\mmHg	rmse\mmHg	avg\mmHg	rmse\mmHg
3910093	30.482	30.618	1.371	12.664	0.531	10.81
3909185	39.692	68.497	3.181	4.928	2.573	4.791

续表 4.5

Record	SBP					
	LR		BP		Elman(本文方法)	
	avg\mmHg	rmse\mmHg	avg\mmHg	rmse\mmHg	avg\mmHg	rmse\mmHg
3908522	11.807	40.20451	3.852	7.73	3.07	7.316
3908470	11.388	35.007	0.787	2.231	0.031	0.604
3907353	13.82	45.955	7.994	14.142	6.413	13.44
3906175	11.46	38.858	4.93	11.353	0.319	12.35
3902994	14.93	44.103	1.836	4.734	1.171	4.321
3901926	0.292	0.905	0.236	0.283	0.056	0.244
3901160	32.901	65.997	1.994	9.393	0.294	15.24
3128520	10.192	34.914	37.036	20.06	5.544	17.035
3128317	26.096	45.793	2.467	6.003	4.298	6.677
3128243	40.359	69.363	49.246	31.441	0.291	28.569
3125881	44.272	50.072	20.513	9.006	10.896	10.285
3124132	27.783	48.293	7.905	10.603	2.391	8.962
3118326	31.298	55.635	3.721	9.17	4.254	8.35
3112538	29.926	56.537	18.759	14.56	20.049	10.619
3111185	0.143	0.273	0.317	0.118	0.013	0.11
3110856	25.345	44.082	8.698	8.719	4.503	10.007
3109737	35.998	63.309	3.475	11.8	0.009	11.303
3109069	33.757	57.921	6.701	7.526	1.926	8.062
Average	23.597	44.817	9.251	9.823	3.432	9.455

本文仅提取了 3110856 号数据的预测曲线, 最终完成对于 Elman 神经网络连续血压测量法的数据分析。实验结果对比如图 4.11、图 4.12 所示。

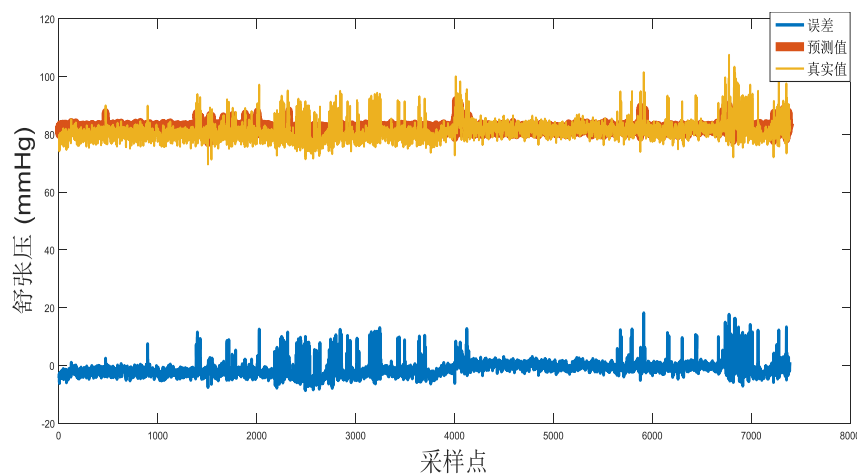


图 4.11 Elman 神经网络连续血压测量算法对于 DBP 的预测

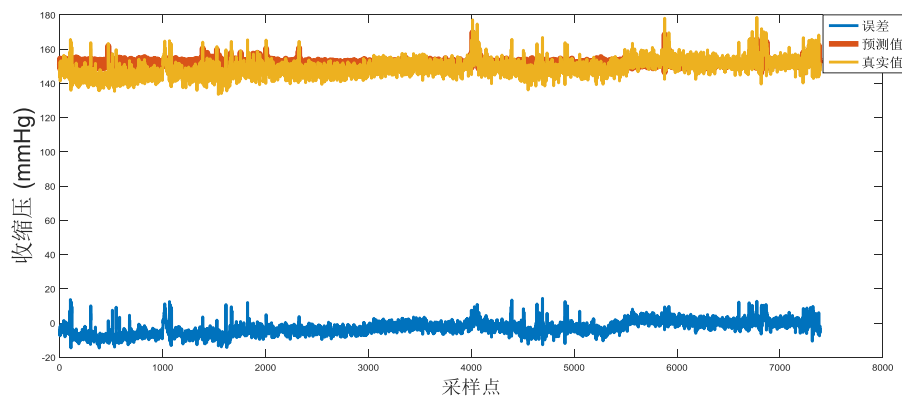


图 4.12 Elman 神经网络连续血压测量算法对于 SBP 的预测

通过本章实验分析可以得出本文所选用的方法要优于传统的 LR 连续血压测量方法和 BP 神经网络连续血压测量方法。

4.4 本章小结

运用脉搏特征矩阵与其同步血压值构建无创连续血压测量模型，并且选取 MIMIC 数据库中的同步脉搏与血压数据进行预测分析，最终得到运算结果满足 AAMI 标准。为了验证 Elman 神经网络方法具有非线性预测能力，因此在本章中选取了 LR 和 BP 神经网络两种连续血压测量方法与其进行对比。通过大量数据分析证明该方法相较于 LR 与 BP 算法在连续血压测量的准确度方面都有一定的提高。

第 5 章 Elman 神经网络连续血压测量系统的初步实现

伴随着老年人数量的不断增加，心血管疾病成为了人们健康最大威胁。在进行心血管疾病检测的过程中，血压是最重要的一项健康指标，因此对于血压的测量显得尤为重要。当前对于血压的测量方法有许多，但是大部分都不能够摆脱袖带的束缚，因此当前的血压检测方法都存在一定的局限性。由于需要对重症病人进行 24 小时监护，并且需要对其各项生理参数进行实时监测，因此，连续血压的测量显得尤为重要。

通过第 4 章对于 Elman 神经网络连续血压测量算法的分析可以得出，该方法具有较好的连续血压测量精度，因此本章主要是将理论与实践相结合最终实现无创连续血压的测量。

5.1 连续血压测量系统的组成

(1) 下位机信号采集模块：该模块中主要包含反射式光电脉搏传感器，将脉搏信号的动态变化转换为光电信号，最终实现对脉搏信号的采集。

(2) 上位机连续血压测量系统：该系统中植入了基于 Elman 神经网络连续血压测量算法。

该连续血压测量系统结构组成如图 5.1 所示。

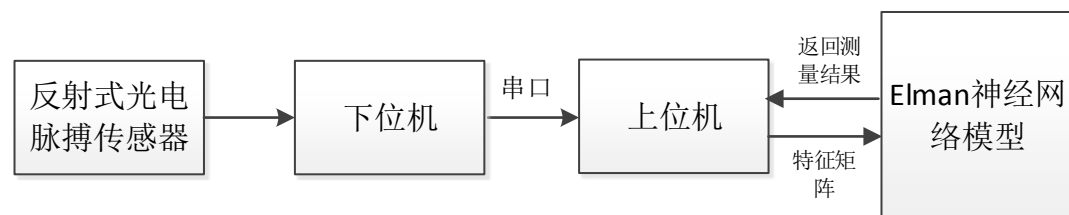


图 5.1 连续血压测量系统结构

5.2 脉搏信号的采集

本文选用的为反射式光电传感器。该传感器采用的是型号为 AM2520 的发光装置，该光源为能够被血红蛋白很好吸收的绿光 LED，该发光装置的峰值波长为 515nm，采用一款环境光感受器 APD-9008 接收被血红蛋白吸收后剩余的光，该光感受器的感受波长与 LED 发光峰值波长十分接近，因此检测灵敏度较高^[53]。由于脉搏信号振动幅度较小一般在毫伏级水平，并且容易受到其它信号的干扰。因此在该传感器中集成了低通滤波器和由运放 MCP6001 构成的信号放大器。该

传感器能够将信号放大约 300 倍，同时采用电源电压的一半设置直流偏置电压，进而保证被放大后的信号能够很好的被单片机的 AD 采集。在单片机使用方面，本文选取 STC15F2k16S2 单片机作为 MCU，该单片机具有低功耗，高运算速度，高精度，稳定性好等特点。由于本传感器采集到的信号为模拟信号，因此需要将其转化成数字信号通过串口传递给上位机。STC15 系列单片机内集成了 8 路 10 位高速 ADC 转换器模块^[54]，因此在采样精度上完全符合本文对于脉搏信号采集的精度要求。STC15 系列单片机的 ADC 由多路选择开关、比较器、逐次比较寄存器、10 位 DAC、转换结果寄存器 ADC_RES 和 ADC_RESL 以及 ADC 控制寄存器 ADC_CONTR 构成，其 ADC 模块的内部结构如图 5.2 所示。该系列单片机中的 ADC 为逐次比较型，其中转换器具有速度快，功耗低等优点。逐次比较型 ADC 由一个比较器和 D/A 转换器构成，通过逐次比较逻辑，从最高位(MSB)开始，顺序地对每一输入高压与内置 D/A 转换器输出进行比较，经过多次比较，使转换所得到的数字量逐次逼近输入模拟量对应值。STC15 系列单片机的 8 路模拟信号输入 IO 口为 P1.0-P1.7，本文选取 P1.0 作为模拟信号输入端实现对于脉搏信号的采集。

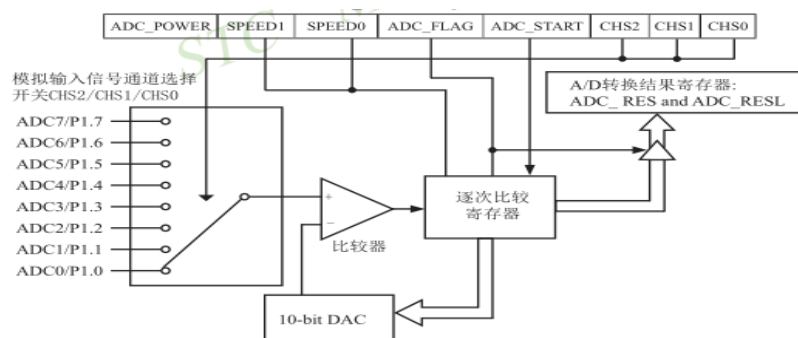


图 5.2 ADC 模块内部结构

5.3 Elman 神经网络上位机软件设计

MATLAB 是美国 MathWorks 公司出品的著名数学矩阵分析软件，其可以用于算法开发、数据可视化、数据分析等。该数学软件具有通俗易懂的编程语言，也具有丰富的人机交互式环境，该数学软件主要包括 MATLAB 和 Simulink 两大部分^{[55][56]}。MATLAB 强大的数学分析能力、友好的可视化操作界面都得到了广大用户的一致好评。

MATLAB 具备如下优点：

- (1) 运算功能强大，功能丰富；
- (2) 图形处理功能完备，并且能够实现编程计算的可视化；

(3) 使用户不会被繁重的数学公式束缚，友好的用户界面帮助学者更直观的完成计算任务；

(4) 在信号处理方面 MATLAB 为用户提供了许多便捷的封装工具箱，使用户操作起来更加方便。

在 GUI (图形用户界面) 设计方面, MATLAB 也具备灵活强大的设计能力, MATLAB GUI 是一个模块可视化功能设计软件平台, 软件设计完成之后, 用户无需修改程序部分, 只需要对 GUI 参数进行修改既可以完成对该软件的优化, 因此 MATLAB GUI 具有良好的人机交互性。

由于本文中所利用的算法较为复杂, 因此使用 MATLAB GUI 界面设计降低了核心算法植入的难度, 从而使用户开发效率得到大幅度提高。本文设计的上位机人机交互界面操作便捷、布局合理, 由 MATLAB GUI 设计的人机交互系统工作界面如图 5.3 所示。在该界面中包括了采集系统串口的选择、波特率的选择、对于脉搏信号的前期预处理等功能、以及连续血压测定功能。在该界面中可以实时显示采集到的脉搏信号, 并且能够实时进行血压的连续测量。

在一天中正常个体血压的波动幅度可以达到 20mmHg-30mmHg。由于睡眠的影响, 血压在一天中会出现两个峰值和两个低谷, 第一个峰值为早上六点到八点, 第二个峰值为下午五点到晚上八点, 第一个低谷为中午十二点到下午两点, 第二个低谷为凌晨的一点到两点。由于血压在一天内变化幅度较大, 因此本文选取了不同时刻的脉波特征与血压相对应, 最终完成了模型的建立。利用上位机调用训练好的模型即可完成最后对于血压的测量。血压的测量效果如图 5.3 所示。

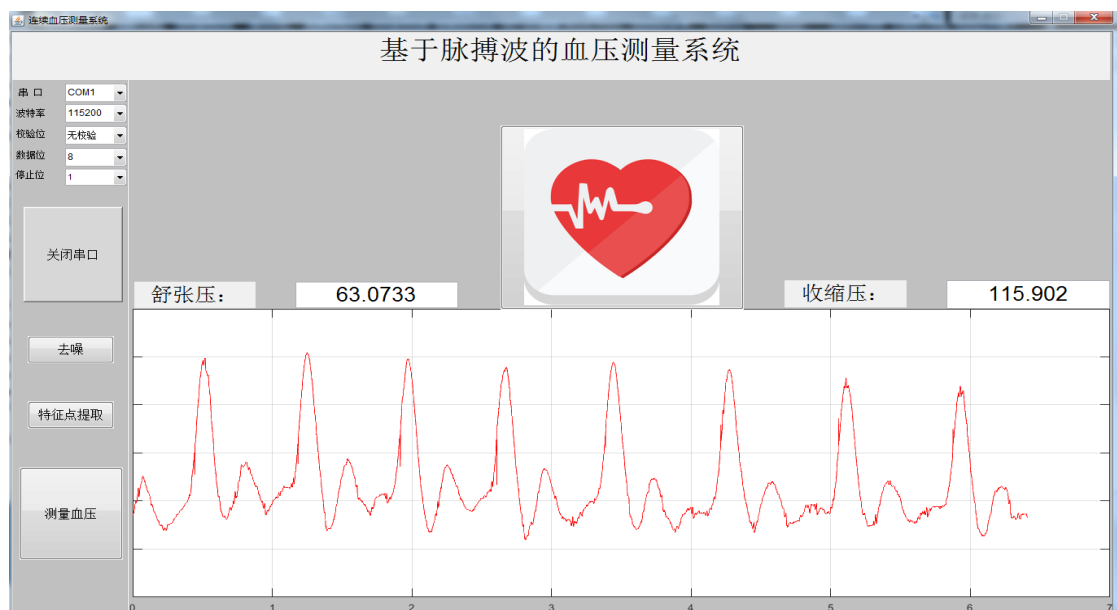


图 5.3 连续血压实时测量系统测量界面

5.4 本章小结

通过第4章大量数据分析可以得出本文所采用的Elman神经网络连续血压测量方法具有一定的可行性。因此在本章采用反射式光电传感器对人体脉搏信号进行采集，然后采用MATLAB GUI进行上位机软件设计，将Elman神经网络连续血压测量方法植入上位机最终完成对于单通道脉搏信号的连续血压测量。

第6章 总结与展望

6.1 总结

血压的物理意义为血管中流动的血液对于血管壁形成的侧压力,血压能够反映人体心血管系统的健康状况,并且在医疗诊断中会为患者后续治疗以及用药提供标准。高血压是危害人体心脑血管健康的元凶之一,血压的异常升高会诱发脑卒、心肌梗死等严重的心脑血管疾病。因此对于血压的监测不管是对于正常个体还是对于心脑血管疾病患者都具有一定的预防与辅助治疗的作用。通过上述的实验分析,可以得出本文所采用的方法摒弃了传统连续血压测量算法的缺点,应用 Elman 神经网络结构上的优势建立连续血压测量模型,然后本文通过理论分析与大量的实验对比最终对于 Elman 神经网络连续血压测量算法进行了可行性分析,最后将理论应用到实际当中去,采用 MATLAB GUI 进行上位机软件设计最终完成了对于单通道脉搏信号的连续血压测量。

本文的主要工作可以分为如下几个方面:

(1) 首先研究了动脉血压的形成机理,其次对脉搏信号与血压之间的关系进行了理论分析,最后通过大量的文献阅读对于当前较为常用的无创连续血压测量方法进行了总结。

(2) 对脉搏信号进行去噪、特征点提取等相关预处理工作为无创连续血压模型的建立奠定基础。

(3) 提出了 Elman 神经网络连续血压测量算法,并对 MIT 多参数生理信号数据库中的数据进行大量数据分析,进一步与传统连续血压测量方法 LR 和 BP 神经网络连续血压测量方法进行对比,最终对于 Elman 神经网络连续血压测量方法进行可行性分析,为后续工程应用奠定基础。

(4) 采用反射式光电传感器设计脉搏信号的采集装置,利用 MATLAB 进行 GUI 人机交互系统界面设计最终完成对于不同个体血压动态和静态的分析。

6.2 展望

本文克服了传统连续血压测量方法中袖带的束缚,避免了采用同步心电信号以及脉搏信号给我们带来的误差。提出了采用 Elman 神经网络连续血压测量方法。虽然在方法上有一定创新,在测量精度上有所提高,但是其还是存在以下问题。

(1) 采用该方法进行无创连续血压测量前需要先建立该个体的连续血压网络模型,该模型还不具备良好的普适性,因此在后续的研究中需要深入了解人体血流动力学模型,最终建立起一套完整的普适性连续血压测量模型。

(2) 本文只是对于无创连续血压测量系统的初步实践,因此在后续的工作中对于脉搏信号采集的效果以及界面设计还可以进一步优化。

参考文献

- [1] Luo C, Li T, Quan X, et al. A new algorithm of blood pressure measurement based on oscillometric method[C]. World Automation Congress. IEEE, 2008:1-4.
- [2] 张媛. 基于脉搏波传播时间的无创连续血压监测方法研究[D]. 广州: 南方医科大学, 2015.
- [3] 王陈海. 基于奇异值分解的腕式血压测量研究及其无线化实现[D]. 中国人民解放军军事医学科学院, 2008.
- [4] 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]. 电子测量与化器学报, 2012(12):1080-1085.
- [5] O'Rourke M F. Time domain analysis of the arterial pulse in clinical medicine[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2009, 47(2):119-29.
- [6] Chen Y, Wen C, Tao G, et al. Continuous and noninvasive blood pressure measurement: a novel modeling methodology of the relationship between blood pressure and pulse wave velocity[J]. Annals of Biomedical Engineering, 2009, 37(11):2222-2233.
- [7] 吕海姣, 严壮志, 陆维嘉. 一种基于脉搏波的无创连续血压测量方法[J]. 中国医疗器械杂志, 2011, 35(3):169-173.
- [8] Wang W, Ding Y, Liu Z. Design and verification of a system of continuous blood pressure measurement[J]. Microcomputer & Its Applications, 2017.
- [9] Singh H, Singh M. Design and development of Pulse transit time based cuffless Blood Pressure monitoring system[C]. International Conference on Electrical, Electronics, Signals, Communication and Optimization. IEEE, 2015:1-6.
- [10] Penaz J. Photoelectric measurement of blood pressure, volume and flow in the finger[C]. 1973.
- [11] Yamakoshi K I, Shimazu H, Togawa T. Indirect measurement of instantaneous arterial blood pressure in the human finger by the vascular unloading technique[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 1980, 27(3):150-155.
- [12] Ng K G, Small C F. Survey of automated noninvasive blood pressure monitors[J]. J Clin Eng, 1994, 19(6):452-475.
- [13] Allen J, Murray A. Modelling the relationship between peripheral blood pressure and blood volume pulses using linear and neural network system identification

- techniques[J]. *Physiological Measurement*, 1999, 20(3):287.
- [14] 迟相林. 动脉血压的形成[J]. *中华高血压杂志*, 2015(8):786-789.
- [15] 陈芝村. 动脉血压调节机理及测量[M]. 人民军医出版社, 1987.
- [16] 文允镒. 动脉血压及其调节[J]. *生理科学进展*, 2000, 31(1):85-92.
- [17] 罗志昌, 张松, 杨益民. 脉搏波的工程分析与临床应用[M]. 科学出版社, 2006.
- [18] 刘大为. 临床血流动力学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2013: 56-59.
- [19] 李志颖. 基于脉搏波的无创血压检测样机的研究与设计[D]. 吉林大学, 2009.
- [20] Xiao H, Butlin M, Tan I, et al. PWPSim: A new simulation tool of pulse wave propagation in the human arterial tree.[C] *IEEE EMBS. IEEE*, 2017.
- [21] 杜娟. 生理信号变异性分析及其在高血压发展中的应用研究[D]. 浙江大学, 2006.
- [22] 徐久强, 蔺弘济, 李晗,等. 基于心电与脉搏波的血压检测算法的改进[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2014, 35(1):33-37.
- [23] Mukkamala R, Hahn J O, Inan O T, et al. Toward Ubiquitous Blood Pressure Monitoring via Pulse Transit Time: Theory and Practice[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2015, 62(8):1879-1901.
- [24] Myint C Z, Lim K H, Wong K I, et al. Blood Pressure measurement from Photo-Plethysmography to Pulse Transit Time[C]. *Biomedical Engineering and Sciences. IEEE*, 2015:496-501.
- [25] Czuwala P J. McDONALD'S BLOOD FLOW IN ARTERIES: THEORETICAL, EXPERIMENTAL AND CLINICAL PRINCIPLES[J]. *Echocardiography*, 1991, 8(3):405-406.
- [26] Shaltis P, Reisner A, Asada H. Calibration of the Photoplethysmogram to Arterial Blood Pressure: Capabilities and Limitations for Continuous Pressure Monitoring[C]. *Engineering in Medicine and Biology Society, 2005. Ieee-Embs 2005. International Conference of the. IEEE*, 2006:3970-3973.

- [27] Fung P, Dumont G, Ries C, et al. Continuous noninvasive blood pressure measurement by pulse transit time[C]. International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2004:738.
- [28] Li Y, Gao Y, Li S, et al. Pressure Dominated PTT Calculation and Its Relation with BP[M]. The 15th International Conference on Biomedical Engineering. Springer International Publishing, 2014:842-844.
- [29] Gribbin B, Steptoe A, Sleight P. Pulse Wave Velocity as a Measure of Blood Pressure Change[J]. Psychophysiology, 1976, 13(1):86.
- [30] Joseph J, Jayashankar V, Kumar V J. A PC based system for non-invasive measurement of carotid artery compliance[C]. Instrumentation and Measurement Technology Conference, 2009. I2MTC '09. IEEE, 2009:680-685.
- [31] Teng X F, Zhang Y T. An Evaluation of a PTT-Based Method for Noninvasive and Cuffless Estimation of Arterial Blood Pressure[J]. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2016, 2006:6049-6052.
- [32] Chen X, Li Y, Zhang Y, et al. The evaluation of cardiovascular condition based on detecting double channels of pulse transit time simultaneously[C]. International Symposium on Bioelectronics and Bioinformatics. IEEE, 2015:111-114.
- [33] 秦洋. 基于脉搏波传导时间的无创连续血压测量系统的研究[D]. 东南大学, 2015.
- [34] Chen W, Kobayashi T, Ichikawa S, et al. Continuous estimation of systolic blood pressure using the pulse arrival time and intermittent calibration[J]. Medical & Biological Engineering & Computing, 2000, 38(5):569-574.
- [35] Peter L, Noury N, Cerny M. A review of methods for non-invasive and continuous blood pressure monitoring: Pulse transit time method is promising[J]. Irbm, 2014, 35(5):271-282.
- [36] Mukkamala R, Hahn J O. Toward Ubiquitous Blood Pressure Monitoring via Pulse Transit Time: Predictions on Maximum Calibration Period and Acceptable Error Limits.[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2017, PP(99):1-1.

- [37] Gholamhosseini H, Meintjes A, Baig M, et al. Smartphone-based Continuous Blood Pressure Measurement Using Pulse Transit Time.[J]. Studies in Health Technology & Informatics, 2016, 224:84.
- [38] Ukawa N, Saitoh T, Niizeki K. Continuous systolic blood pressure estimation using pulse arrival time and pulsatile systolic area of pulse wave[J]. Transactions of Japanese Society for Medical & Biological Engineering, 2017, 55.
- [39] Pflugradt M, Geissdoerfer K, Goernig M, et al. A Fast Multimodal Ectopic Beat Detection Method Applied for Blood Pressure Estimation Based on Pulse Wave Velocity Measurements in Wearable Sensors:[J]. Sensors, 2017, 17(1):158.
- [40] McCombie D B, Reisner A T, Asada H H. Adaptive blood pressure estimation from wearable PPG sensors using peripheral artery pulse wave velocity measurements and multi-channel blind identification of local arterial dynamics[C]. Conference International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society IEEE Engineering in Medicine & Biology Society Conference. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2006:3521.
- [41] Matsumura K, Yamakoshi T, Rolfe P, et al. Advanced Volume-Compensation Method for Indirect Finger Arterial Pressure Determination: Comparison with Brachial Sphygmomanometry[J]. IEEE Trans Biomed Eng, 2017, 64(5):1131-1137.
- [42] Yoon Y Z, Yoon G W. Nonconstrained Blood Pressure Measurement by Photoplethysmography[J]. Journal of the Optical Society of Korea, 2006, 10(2):91-95.
- [43] Kurylyak Y, Lamonaca F, Grimaldi D. A Neural Network-based method for continuous blood pressure estimation from a PPG signal[C]. Instrumentation and Measurement Technology Conference. IEEE, 2013:280-283.
- [44] Sideris C, Kalantarian H, Nemati E, et al. Building Continuous Arterial Blood Pressure Prediction Models Using Recurrent Networks[C]. IEEE International Conference on Smart Computing. IEEE Computer Society, 2016:1-5.
- [45] Xu Z, Liu J, Chen X, et al. Continuous blood pressure estimation based on multiple parameters from eletrocardiogram and photoplethysmogram by Back-propagation neural network[J]. Computers in Industry, 2017, 89(C):50-59.

- [46] 周志华, 机器学习[M], 清华大学出版社, 2015, 97-99.
- [47] 陈雪峰. 脉搏波特征提取算法及其应用研究[D]. 大连理工大学, 2006.
- [48] 李晓峰, 徐玖平, 王荫清,等. BP 人工神经网络自适应学习算法的建立及其应用[J]. 系统工程理论与实践, 2004, 24(5):1-8.
- [49] 胡昌华,李国华,周涛.基于 MATLAB 7.x 的系统分析与设计——小波分析(第三版) [M].陕西:西安电子科技大学出版社,2008.
- [50] 高成. Matlab 小波分析与应用[M], 国防工业出版社, 2007,18-26.
- [51] 杨颖飞. 强背景噪声下的脉搏信号处理算法研究[D]. 西安电子科技大学, 2009.
- [52] 宋晓洋. 基于脉搏波的连续血压测量方法研究[D]. 吉林大学, 2016.
- [53] Joel Murphy, Yury Gitman. Pulse Sensor is an open source hardware project[EB/OL], <https://pulsesensor.com/pages/open-hardware>.
- [54] 何宾. STC 单片机原理及应用[M], 清华大学出版社, 2015,403-413.
- [55] 余胜威, 吴婷, 罗建桥. MATLAB GUI 设计入门与实战[M]. 清华大学出版社, 2016.
- [56] Subramanian B, Ramya K, Asokan R. Anatomizing electrocardiogram using fractal features and GUI based detection of P and T waves[C]. International Conference on Wireless Communications, Signal Processing and NETWORKING. IEEE, 2016:469-473.

作者简介及科研成果

王月猛，男，汉族，生于 1991 年，吉林省长春市人，吉林大学通信工程学院硕士研究生。2015 年 6 月考入吉林大学通信工程学院电子与通信工程专业攻读硕士研究生。主要研究方向为生物医学信号处理。

1. 发表学术论文

[1] **Yuemeng Wang**, Yujuan Si, Lixun Liu, Jiajia Zhang. Continuous Blood Pressure Prediction Using Pulse Features and Elman Neural Networks[C]. 2017 17th IEEE International Conference on Communication Technology, 2017, 5: 2008-2013.(EI 检索)

[2] Lixun Liu, Yujuan Si, **Yuemeng Wang**. A Novel ECG Signal Processing and Abnormal Heart Beat Classification Algorithm based on Particle Swarm Optimization (PSO) Model and the Neural Network, RISTI –Revista Iberica de Sistemas e Tecnologias de Informacao, vol. 32, no. 1, pp. 284–294, November 2016. (EI 检索)

2. 发明专利

司玉娟，**王月猛**，刘立勋，郎六琪，于靖涛.“基于 Elman 神经网络的云端连续血压测量方法及系统”，公开日期：2017 年 06 月 13 日，公开号：CN106821356A

3. 硕士期间参与项目

[1] 基于体域网和云平台的远程健康监护系统研发与应用（吉林省重点科技攻关项目，项目编号：20150204039GX）。

[2] 新一代网络生理信息监测诊断系统的研发及产业化（吉林省长春市重大科技攻关专项项目，项目编号：14KG064）

4. 获奖情况

[1] 硕士在读期间获得吉林大学优秀研究生干部称号

[2] 硕士在读期间获得吉林大学优秀研究生称号

致 谢

时间如同白驹过隙,三年的学习生活即将结束,在论文即将完成之际,首先,要对我的导师司玉娟教授表示由衷的感谢,从论文方向的确定到后期整个文章的撰写,司老师都为我提出了很多宝贵的意见。在这里还要感谢司玉娟教授在科研和学习上为我们提供的良好条件。不会忘记当我在学习和生活上遇到困难时我的导师司玉娟教授对于我的悉心帮助与关怀。司玉娟教授用她乐观积极的人生态度,以及严谨务实的科研精神深深的影响着我。

与此同时也要感谢吉林大学珠海学院智能信号处理实验室的刘立勋老师、张弓老师对我的科研课题提出的宝贵建议,他们即是我的老师也是我的朋友,每当我在学习生活中遇到困难的时候他们总是能够帮助我解开疑惑。感谢师兄师姐对于我在科研中遇到问题的细心解答,感谢可爱的师弟师妹在生活学习上的陪伴。最后要感谢我的家人对我的支持与理解,以及他们对我无微不至的关怀。

感谢我身边的每一个人,是你们的存在让我的人生更加完整,感谢大家提出的宝贵建议,这样才能够使我砥砺前行,最后我要带着“求实创新、励志图强”的精神开启我人生的另一个篇章。

最后,谨向论文评阅人和各位评委专家表示最衷心的感谢!



知网查重限时 7折 最高可优惠 120元

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>

阅读此文的还阅读了:

- [1. 血容积变化无创血压测量方法的研究](#)
- [2. 基于改进Elman网络的软测量建模方法](#)
- [3. 基于ELMAN神经网络的棉纱质量指标预测研究](#)
- [4. 基于Elman神经网络阳极效应故障预报方法](#)
- [5. 基于Elman神经网络的原料奶价格预测研究](#)
- [6. 基于脉搏波的连续血压测量方法的研究进展](#)
- [7. 基于Elman神经网络的话务预测](#)
- [8. 基于Elman神经网络空预器积灰监测的研究](#)
- [9. 基于ARIMA与Elman神经网络的短期风速组合预测方法](#)
- [10. 浅谈无创血压测量技术的应用](#)
- [11. 基于Elman神经网络的装备状态组合预测方法](#)
- [12. 无创测量血压两种仪器及测量血压部位的比较](#)
- [13. 无创连续血压测量技术的研究进展](#)
- [14. 无创血压测量方法的研究进展](#)
- [15. 基于Elman神经网络的磁场探头校准建模](#)
- [16. 基于Elman神经网络的电力负荷预测](#)
- [17. 基于ELMAN人工神经网络的中美汇率预测研究](#)
- [18. 无创连续血压测量技术发展综述](#)
- [19. 基于Elman神经网络的化工过程软测量建模方法](#)
- [20. 基于Elman神经网络的TDOA定位算法](#)
- [21. 基于Elman神经网络的股票开盘指数预测](#)
- [22. 基于Elman神经网络的电力负荷预测研究](#)
- [23. 基于神经网络的软测量建模](#)
- [24. 基于Elman神经网络的电厂数据预测](#)
- [25. 基于Elman神经网络的气温预测研究](#)

[26. 基于Elman神经网络的负荷预测研究](#)

[27. 一种基于Elman神经网络的锅炉故障诊断方法](#)

[28. Elman神经网络的板形模式识别方法](#)

[29. 基于Elman神经网络的磁场探头校准建模](#)

[30. 基于Elman神经网络的气温预测研究](#)

[31. 基于Elman神经网络的电信业务预测研究](#)

[32. 基于Elman神经网络的欧元兑美元汇率预测](#)

[33. 基于Elman神经网络的交通流量预测方法](#)

[34. Elman神经网络仿真及应用](#)

[35. 基于GA-Elman神经网络的电池劣化程度预测研究](#)

[36. 基于人工神经网络的软测量研究](#)

[37. 基于灰色Elman神经网络的爆破飞石距离预测研究](#)

[38. 基于Elman神经网络的无创连续血压测量方法研究](#)

[39. 基于Elman神经网络的气温预测研究\(英文\)](#)

[40. 基于ELMAN神经网络的建筑工程经济预测研究](#)

[41. 基于Elman神经网络的组合需水预测方法研究](#)

[42. 基于PLS的Elman神经网络算法研究](#)

[43. 一种基于脉搏波的无创连续血压测量方法](#)

[44. 基于Elman动态神经网络的煤质预测算法研究](#)

[45. 基于OpenFlow的网络测量研究](#)

[46. 基于PSO-RNN神经网络的无创血糖检测方法研究](#)

[47. 基于Elman神经网络的变形预报方法研究](#)

[48. 基于血氧容积波的无创连续血压测量研究](#)

[49. 基于改进Elman神经网络的空间负荷预测方法](#)

[50. 基于Elman神经网络的原料奶价格预测研究](#)