

天津工业大学

本科生毕业设计(论文)

基于 TOI 的心率血压测量方法研究

姓 名： 李伯乾

学 号： 1910920606

班 级： 通信 H1902

学 院： 电子与信息工程学院

指导教师： 唐春晓 讲师

企业导师： 康玉琢 高级工程师

完成日期： 2023 年 6 月 2 日

天津工业大学 2023 届本科毕业设计（论文）任务书

题目	基于 TOI 的心率血压测量方法研究				
学生姓名	李伯乾	学号	1910920606	专业班级	通信 H1902
学院名称	电子与信息工程学院			课题类型	论文类
课题意义	<p>亚健康是当今公众健康的常见也是最大的问题。造成亚健康的原因很多，例如：因生活或者工作压力造成的精神压抑、长期熬夜、饮食不规律或不健康、缺乏运动等等。如果任其发展，亚健康有很大概率会转变为心血管疾病最终引发心率不齐、脑卒中、甚至是猝死。因此，通过长期定时监测心率、血压、血氧饱和度等心血管系统关键参数有助于分析亚健康患者的病程，预防严重疾病的发生。亚健康患者一般是无须住院的，通常都是在居家状态下测量心率和血压等关键参数。目前最常用的家用心率和血压测量设备就是电子血压计，其中臂式的比腕式的测量效果更好一些。但是，电子血压计体积较大，不便于随身携带，若要每一小时测量一次心率和血压就不太适用了。为了解决这一问题，学者们正在努力开发基于手机或者嵌入式平台的便携式血压、心率测量装置。本项目所用的 TOI 正是其中一种。</p>				
任务要求	<p>1、利用手机上的相机拍摄面部视频，同时利用电子血压计获取心率和血压的真实值。2、根据文献中的 TOI 原理，在 matlab 平台上开发视频处理算法，从面部视频中提取出心率和血压信息。3、改变拍摄视频时的光照、是否使用自动白平衡、室内和室外等因素，对比心率和血压的测量值与真实值之间的差异，研究基于 TOI 的心率血压测量方法准确度、精度和误差影响因素。</p>				
推荐参考资料	<p>[1] 赵海燕。匹诺曹，需要羞耻[J]。年轻人：A 版，2017(9)：1。 [2] Jiangang Liu, Hong Luo, Paul Pu Zheng, et al. Transdermal optical imaging revealed different spatiotemporal patterns of facial cardiovascular activities [J]. Scientific Reports, 2018, 8:10588. [3] Lorenz Frey, Carlo Menon, Mohamed Elgendi. Blood pressure measurement using only a smartphone [J]. npj Digital Medicine, 2022, 5: 86. [4] Hong Luo, Deye Yang, Andrew Barszczyk, et al. Smartphone-Based Blood Pressure Measurement Using Transdermal Optical Imaging Technology [J]. Circ Cardiovasc Imaging, 2019, 12: e008857.</p>				
起止日期	2022.11.10~2022.11.30				
备注					

指导教师 唐春晓

教研室主任 _____

主管院长 _____

天津工业大学 2023 届本科毕业设计（论文）开题报告表

学院： 电子与信息工程学院 年 月 日

姓名	李伯乾	学号	1910920606	专业班级	通信 H1902
题目	基于 TOI 的心率血压测量方法研究				指导教师 唐春晓

一、 与本课题有关的国内外研究情况、课题的目的、意义及主要内容：

与本课题有关的国内外研究情况：

随着社会生产力的发展，整个社会的生活节奏都在加快。工作压力大，饮食习惯差，久坐缺乏锻炼，人类患心血管疾病的风险正在逐步加大。目前，心血管病成为城乡居民总死亡原因的首位，农村为 45.91%，城市为 43.56%。心血管疾病需要早发现，早治疗才能尽快遏制病情。这就需要一种成本较低，操作简单，测量准确，可连续测量且不对身体造成创伤或不适的监测系统。

血压、心率测量是用来检测人体健康状况的重要手段，一些心血管疾病，是需要连续的，可靠的，长期的，便捷的监测才能被及早发现，而此类监测设备对心血管疾病的监测预防有着重大的意义。目前用于血压、心率监测的方法主要分为两大类，一类是接触式的，一类是非接触式的。接触式测量方式又分为侵入式和非侵入式，侵入式测量方法虽然检测结果准确，但是会对身体造成伤害。非侵入式测量方式不会对身体造成伤害，可以比较准确地测量血压和心率，是临床上应用最广泛的测量手段。血压计，心电检测仪，血氧检测仪都是此类设备。但是这些设备都有一个共同的缺点，需要接触人体。长时间佩戴会对人体造成不适应感，对于婴幼儿或者烧伤烫伤的病人难以适用。非接触测量方法同样多种多样，最常见的有雷达、激光、核磁共振、热成像、超声波等手段。但是这些方法存在一个共同的弊端，都会对人的身体健康造成一定的伤害，而且无法实现长期不间断测量。

课题的目的和意义：

本课题使用 TOI 算法，通过相机拍摄人体合适部位视频，测量出相关体征参数。只需要一部用于拍摄视频的智能手机和处理数据的计算机就可以实现测量。此技术无需接触并且对人体无任何伤害，具有安全、非接触、低成本等优点，对于分析亚健康患者的病程、预防严重疾病具有重要意义。

主要内容：

- 1、使用智能手机拍摄面部视频，并同时使用电子血压计测量出被拍摄者的心率、血压真实值。
- 2、根据参考文献所介绍的 TOI 和机器学习算法，在 MATLAB 平台上完成心率血压测量程序的设计，并使用此程序获取拍摄者的心率、血压信息。
- 3、对数据进行分析，评估环境光变化、视频噪声等因素对测量结果准确性、精度的影响。

二、进度及预期结果：

起止日期	主要内容	预期结果
2022.11.07-2023.01.31	认真学习 TOI 和透皮光学成像技术的国内外资料；	整理课题所需理论知识和基本算法，并深刻理解；
2023.02.01-2023.03.01	根据资料确定 TOI 和机器学习相关算法；	确定 TOI 和机器学习的相关算法，对算法进行测试、优化；
2023.03.02-2023.04.01	利用 Matlab 对已有视频进行程序调试，取得试验结果；	利用 Matlab 进行程序测试和优化，调整并完善，直至达到实验要求；
2023.04.02-2023.05.01	撰写设计论文；	在导师的指导下撰写并完善毕业设计论文，制作好答辩 PPT。
2023.05.02-2023.05.27	润色论文，制作答辩 ppt，准备答辩。	

完成课题的现有条件	1、相关文献、图像处理算法相关资料 2、MATLAB 软件。
审查意见	指导教师：_____ 年____月____日
学院意见	主管领导：_____ 年____月____日

天津工业大学毕业设计（论文）教师指导记录

题目	基于 TOI 的心率血压测量方法研究				
学生姓名	李伯乾	学院名称	电子与信息工程学院	专业班级	通信 H1902
指导教师姓名		唐春晓	指导教师职称	讲师(高校)	
日期			指导内容		
2023-01-05			开始认真阅读国内外有关 TOI 和透皮光学成像技术的资料，并进行笔记整理。		
2023-01-12			继续学习 TOI 和透皮光学成像技术相关资料，对文献进行筛选和归纳。向指导老师请教透皮光学成像技术的应用场景和优缺点。		
2023-01-19			完成对 TOI 和透皮光学成像技术的基础知识学习和笔记整理，并向指导老师请教了解有关机器学习在 TOI 算法中的具体应用。		
2023-01-26			学生深入理解 TOI 和机器学习的相关算法，并向指导老师请教了解有关计算机视觉中的常用机器学习算法。		
2023-02-02			确定了 TOI 和机器学习的具体实现方法，并开始对参考文献提供的代码进行测试，并向老师请教了解如何设计有效的实验方案。		
2023-02-09			测试过程中遇到问题，向指导老师请教如何处理视频噪声和光照变化的影响。		
2023-02-16			在老师的帮助下成功解决视频噪声和光照变化对测量结果产生干扰的问题，并开始对程序进行优化。		
2023-02-23			尝试使用机器学习算法的进一步优化和测试，并向指导老师请教了有关盲源分离的相关知识。		
2023-03-02			开始使用 MATLAB 编写机器学习的训练模型，并向指导老师请教如何在数据集有限的情况下提高训练精度。		
2023-03-09			在训练模型时遇到过拟合的问题，阅读相关文献后尝试使用其他机器学习模型，并向老师进行充分沟通。		
2023-03-16			学习使用 GPU 优化机器学习的相关知识，并向指导老师请教如何提高代码的运行效率。		
2023-03-23			开始对最终程序进行测试和优化，并向指导老师请教如何进行试验结果的展示和汇报。		
2023-03-30			完成中期检查整理工作，并向指导老师请教论文撰写的基本流程。		
2023-04-10			完成论文的初稿，提交给指导老师评阅。		
2023-04-20			整理实验数据，向导师请教如何继续优化算法。		
2023-04-30			对论文内容给出指正，再次讲解该如何撰写论文。		
2023-05-10			向指导老师请教论文格式问题。		
2023-05-20			完成答辩 PPT 的制作，向指导老师请教答辩技巧。		

天津工业大学本科毕业设计（论文）评阅表
(论文类)

[illegible]

天津工业大学 2023 届本科毕业设计（论文）成绩评定表

学生姓名	李伯乾	学号	1910920606	专业班级	通信工程（中外）/ 通信 H1902
题目	基于 TOI 的心率血压测量方法研究				
学院名称	电子与信息工程学院		“查重”检测结果的文字复制比	19.1%	
<p>1. 毕业设计（论文）指导教师评语及成绩：</p> <p>该论文拟针对基于 TOI 的心率血压测量方法展开研究，具有一定的科研意义和应用价值，难度适中，工作量较为饱满。论文撰写符合科技论文写作规范，结构合理，图表清晰，行文通顺，翻译较为准确。论文中国内外研究现状的描述较为完善体现出较好的文献调研能力和信息归纳能力。对视频处理、信号提取、生理参数计算的算法的编程实验与验证性实验的设计体现出作者具有一定的分析问题解决问题的能力，也具有一定的专业知识基础。论文有必要的理论、实验与数据做支撑，结果有一定的实用价值。同意该生参与答辩。</p>					
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">成绩 82</div>			<p align="right">指导教师</p> <p align="right">年 月 日</p>		
<p>2. 毕业设计（论文）答辩委员会评语及成绩：</p> <p>李伯乾同学在毕业设计答辩过程中，在规定时间内完成了基于 TOI 的心率血压测量方法研究的论述，叙述条理较清晰，语言表达准确，对教师提出的问题大部分都能准确且流利地回答，对教师提出的毕业设计中没有涉及的问题，能够现场发挥，运用自己已掌握的知识，准确回答，表现出该同学具有一定的专业知识水平。</p>					
<div style="border: 1px solid black; padding: 5px; width: fit-content;">成绩 84</div>			<p align="right">答辩主席（或组长）</p> <p align="right">年 月 日</p>		
<p>3. 毕业设计（论文）总成绩：</p>					
a.指导教师 给定成绩	b.评阅教师 给定成绩	c.毕业答辩成绩	总成绩 ($a \times 0.5 + b \times 0.2 + c \times 0.3$)		
<u>82</u>	<u>79</u>	<u>84</u>	82		

摘 要

心率和血压的测量是检测人体健康状况的重要手段，针对患有心血管疾病的患者，心率和血压需要进行连续且可靠的监测，以便及早发现问题。常见的接触式血压测量方法，如水银血压计和电子血压计等，在使用过程中对操作者的专业技术水平有一定要求，因此存在适用范围相对有限的问题，难以实现长期的动态血压监测。针对上述问题，本文建立了基于透皮光学成像(Transdermal Optical Imaging, TOI)信号和人体特征参数的多层感知机模型，为患者血压的非接触式快速检测提供了一种可行的方法。

本文的算法正是基于 TOI 进行的。首先使用摄像头录制的方式采集被测者面部的视频信息，录制的同时使用电子血压计测量被测者的血压和心率，以此得到若干组来自不同被测者的面部视频信号以及对应的血压与心率数据。截取视频中面部的感兴趣区域，然后通过带阻滤波、带通滤波、标准化处理等等一系列信号处理方法，从视频各帧的感兴趣区域数据中提取出 TOI 信号。除了 TOI 信号外，年龄、性别、身高、体重等都是会影响被测者血压的因素，为了建立能够准确预测被测者血压和心率的模型，本文选择脉搏波的平均幅值、脉冲频率特征、脉搏形状变化率、年龄、性别和身体质量指数共 6 个特征作为输入层，将收缩压、舒张压以及心率共 3 个特征作为输出层，建立基于 TOI 信号以及人体特征参数的多层感知机模型。

最后，进行实验结果的分析。经过计算，实验结果中血压观测值和预测值的均方根误差(MAE)为 3.202，占样本数的平均误差(RMSE)为 5.062。通过分析 Bland-Altman 图可以得出结论：建立的多层感知机模型在预测 SBP 和 DBP 时，准确率高于 96%。因此，实验结果表明，本文建立的基于 TOI 信号及人体特征参数的多层感知机模型可以基本实现对于人体血压和心率的非接触式检测，本文的研究内容对于特殊场合伤者的血压监测以及患者心血管疾病的预防具有一定意义。

关键词：MATLAB；心率；血压；多层感知机；多元线性回归

Abstract

Heart rate (HR) and Blood Pressure (BP) measurements are significant measurements of human fitness. Continuous, reliable and fast measurements of HR and BP are required for patients who suffer from cardiovascular diseases in order to identify potential risks earlier. The non-contact blood pressure measurement methods, such as photoelectric and millimetre-wave radar, which require higher environmental standards and are more expensive and limited in use, and which are more difficult for special patients, like burn victims, to use. This paper develops a multi-layer perceptron model based on the Transdermal Optical Imaging (TOI) signal and human characteristic parameters that provides a feasible approach for the non-contact and rapid detection of patient BP.

In this paper, the algorithms are precisely based on TOI. Initially, video information of the subject's face was captured using a camera, and the BP and HR of the subject were measured using an electronic sphygmomanometer at the same time, thus obtaining several sets of video signals of the face and corresponding BP and HR data from different subjects. The TOI signal is then extracted from the ROI data in each frame of the video through a series of signal processing methods such as band-stop filtering, band-pass filtering and normalisation. In addition to the TOI signal, age, gender, height and weight are all factors that affect the blood pressure of the subject. In order to build a model that can accurately predict the blood pressure and heart rate of the subject, this paper selects six features, namely the average amplitude of the pulse wave, pulse frequency characteristics, pulse shape variation rate, age, gender and body mass index, as the input layer, and three features, namely systolic blood pressure, diastolic blood pressure and heart rate, as the output layer. A multilayer perceptron model based on the TOI signal and human body characteristics is developed.

Finally, the experimental results are analysed. The root mean square error (MAE) of the observed and predicted blood pressure values was calculated to be 49.6905, and the mean error of the sample size (RMSE) was 34.0334. By analysing the Bland-Altman plots, it was concluded that the accuracy of the established multilayer perceptron model in predicting SBP and DBP was higher than 96%. Therefore, the experimental results show that the multilayer perceptron model based on TOI signals and human characteristic parameters established in this paper can basically achieve

non-contact detection of human blood pressure and heart rate, and the research content of this paper has certain significance for blood pressure monitoring of injured people in special occasions and the prevention of cardiovascular diseases in patients.

Keywords: MATLAB, HR, BP, MLP, MLR

目 录

第一章 绪 论	1
1.1 课题背景及研究意义.....	1
1.2 常用的心率及血压测量方法.....	1
1.3 国内外研究现状和发展趋势.....	2
1.4 本文的主要研究内容和结构安排.....	4
1.4.1 主要研究内容.....	4
1.4.2 结构安排.....	5
第二章 基于 TOI 的心率与血压测量原理	6
2.1 利用脉搏波测量血压的原理.....	6
2.1.1 动脉血压的生理机制.....	6
2.1.2 脉搏波的生理机理.....	7
2.2 PPG 技术原理	8
2.3 TOI 信号采集与测量原理血	10
2.4 机器学习算法原理.....	12
2.4.1 信息的正向传播.....	13
2.4.2 利用梯度下降算法对神经元权值进行调整及误差的反向传播	13
第三章 系统设计	16
3.1 视频采集.....	16
3.1.1 视频记录时间的选择.....	16
3.1.2 感兴趣区域选择.....	17
3.1.3 TOI 信号噪声和干扰来源分析	18
3.2 原始信号处理相关技术分析.....	19
3.3 血压预测模型设计.....	20
3.4 本章小结.....	21
第四章 实验结果与分析	23
4.1 评价指标.....	23
4.2 实验结果.....	24

4.3 影响测量结果的因素分析	25
4.3.1 不同面部区域预测准确性分析	25
4.3.2 其他影响因素	26
4.4 本章小结	27
第五章 总结与展望	29
5.1 本文工作总结	29
5.2 后续工作展望	29
参考文献	31
附 录	34
外文资料	42
中文翻译	49
致 谢	54

第一章 绪 论

1.1 课题背景及研究意义

心血管疾病可能会造成严重的后果，包括生命危险、心脏病发作等。据 2016 年的数据，中国心血管疾病患者数量已达 2.9 亿例^[1]，而且该病的患病率仍呈逐年上升趋势，患病人数已上升至 3.3 亿。有关调查数据显示，高血压是导致心血管疾病的主要危险因素之一^[2]。根据 2021 年相关调查结果，在国内心血管疾病患者中，约有 41.1% 的患者患有高血压^[3]。因此，血压成为监测心血管疾病的主要指标之一。此外，流行病学表明：静息心率过快，特别是当心率大于 90 次/分时，心血管疾病的患病风险越高。随着现代城市人口工作压力和生活压力的不断增加，高血压的低龄化趋势日益明显。然而，传统的血压监测方法在高血压的监测和管理方面表现并不尽如人意，尤其是初诊高血压患者的配合度较低，因此，越来越多的人开始寻求更加方便和有效的血压监测方法。通过早期检测和评估，我们能够更好地了解和治疗高血压。此外，由于血压是人类健康的关键因素，它还能够帮助医师进行临床评估和治疗。

1.2 常用的心率及血压测量方法

当前，用于血压和心率测量的技术可以大致划分为两大类：一种是接触式的，另一种则是非接触式的。

接触式血压测量是指将测量设备直接接触到人体的皮肤或组织上，通过检测皮肤表面压力的变化等特征来测量血压的方法。常见的接触式血压测量方法包括以下几种：

(1) 传统的手动血压测量法：使用水银血压计和听诊器，需要将袖带套在上臂上，通过听取动脉搏动声并观察收缩压和舒张压的数值，手动记录血压值。

(2) 自动电子血压计：利用电子技术，通过袖带的充气和泄气来测量血压值，并显示在屏幕上。

(3) 连续无创血压监测(CNAP)：将一个光学传感器夹在手指或耳垂上，通过测量脉搏波的变化来计算出动脉压等参数。

(4) 有创血压监测：通过将一根细管插入动脉中，将其连接到一个压力传感器，直接测量动脉压力，并将数据传输到监测仪器上。这种方法常用于手术室和重症监护室等医疗场合。

虽然接触式血压测量方法的准确性较高,可以满足专业测量的需要,但是它也存在明显的缺陷。首先,使用血压计和袖带等设备进行测量需要与被测者接触,充气的过程可能会引起不适感或者疼痛,尤其对于年老体弱或对袖带过敏的人群更为明显。此外,操作过程需要一定的专业技能和经验,因此测量的便捷性较低。此外,接触式血压测量方法的使用受到了较多的限制和局限性,例如无法在运动或情绪激动等状态下进行测量,也无法在疾病或治疗期间进行测量。综合来看,虽然接触式血压测量方法是一种准确可靠的血压监测方法,但它的使用受到了较多的限制和局限性。



图 1-1 水银血压计



图 1-2 电子血压计

非接触式血压测量方法是指可以在不直接接触人体皮肤或组织的情况下测量血压的方法。常见的非接触式血压测量方法包括:

(1) 基于图像的脉搏传输时间(Image-based Pulse Transit Time, IPTT)测量方法: IPTT 是指脉搏波到达身体两个部位的时间差。IPTT 与血压有相关性,因此可以通过 IPTT 测量血压^[4]。

(2) 超声波多普勒方法: 利用雷达技术,通过血液流动时产生的微小波动来测量血压值^[5]。这种方法还处于实验室研究阶段。

(3) 红外线(IR)热成像法: 当血液流经人体的动脉时,会产生热量,从而使皮肤表面的温度发生变化。红外线热成像仪可以通过检测皮肤表面的温度变化来推断血压^[6]。

然而,尽管非接触式血压测量方法具有便捷性和舒适性等优势,但它们的测量精度和可靠性仍然需要更多的研究和验证。在实际使用中,仍然需要结合测量对象的具体情况和测量要求进行选择。

1.3 国内外研究现状和发展趋势

自 2008 年以来,研究人员一直在探索使用远程光电容积脉搏波描记(rPPG)技术进行生理指标测量的可能性。这种技术的出现为非接触式生理监测提供了

新的途径,不仅可以提高舒适度,还可以在特定场景下(如远程医疗、健康监测等)发挥重要作用。

为了实现稳定的血容量脉搏(BVP)信号提取和生理指标测量,研究人员提出了多种方法。这些方法在实现上各有特点,但都围绕着一个核心目标:通过优化算法提高测量的准确性和可靠性。这些方法的算法流程可以总结为三个步骤。首先是获取图像和视频,这是 rPPG 技术的基础。通过摄像头或其他图像传感器,研究人员可以捕获到人体皮肤的光学特性变化,从而为后续的分析提供数据来源。第二步是提取感兴趣区域(ROI),这是对获取到的图像和视频进行处理的关键环节。研究人员需要根据不同的应用场景和需求,选取合适的 ROI,以便更准确地识别出 BVP 信号。最后一步是提取 BVP 信号和进行生理指标测量。在这个阶段,研究人员将利用先进的信号处理技术,从 ROI 中提取出 BVP 信号,并据此进行生理指标测量。

生理指标测量算法设计的核心步骤是提取 BVP 信号。这一信号是评估生理状态的关键指标。为了实现准确的 BVP 信号提取,研究人员已经提出了多种方法来进行生理指标测量。这些方法可以根据其假设或先验知识分为三大类:基于皮肤光照模型、基于 BVP 信号特性假设和基于数据驱动的方法^[7]。

De Haan (2013) 首先建立了基于皮肤光照模型的方法^[8],利用皮肤的光学特性来提取 BVP 信号。同时,De Haan 等人(2014)还提出了一种基于皮肤光照模型的色度投影分解算法^[9],通过分析皮肤在不同光照条件下的反射特性,从而实现 BVP 信号的提取。Wang 等人(2015)将上述方法推广到逐帧像素操作从而得到了更优的测量结果^[10]。基于 BVP 信号特性假设的方法则侧重于利用 BVP 信号的固有特性来进行信号提取。这类方法中,Feng 等人(2015)采用基于面部建模和头部运动模型的方法^[11],以减小运动干扰,提高信号的准确性。

BVP 信号受到许多因素的干扰,如光照变化、运动伪影、皮肤色素等,因此需要进行有效的信号处理以提高信号质量。Poh 等人(2010)使用了独立成分分析(ICA)方法分离 BVP 信号^[12]。他们使用了三种颜色通道(红、绿、蓝)来捕捉皮肤反射光变化,并将它们作为混合信号输入 ICA,并从 ICA 输出的三个成分中选择一个最接近真实 BVP 信号的成分,并用它来计算心率和呼吸率值。他们发现,使用 ICA 可以有效地去除噪声和运动伪影,提高 BVP 信号的信噪比,并且在不同光照条件下都能保持较高的测量准确性。此后,McDuff 等人(2014)将 ICA 应用到可以捕捉五种颜色(红、绿、蓝、黄、紫)的摄像机上,以进一步改进 BVP 信号的分离^[13]。他们认为,使用更多的颜色通道可以提供更多的信息,有助于 ICA 找到最佳的成分组合。

科研人员还研究了数据驱动的方法在 BVP 信号提取和生理指标测量中的应

用和发展。Hsu (2014)等早期的研究人员使用手工设计的特征^[14], 如时域特征、频域特征、空间特征等, 来表示 BVP 信号, 并使用支持向量回归、峰值测量等方法进行心率估计。这些方法虽然简单, 但是受到噪声、运动、光照等因素的影响, 精度较低。随后, Hsu 等人(2017)使用了卷积神经网络(CNN)来学习 BVP 信号的特征, 并使用不同的输入表示来分类或回归心率值^[15]。这些输入表示包括时序特征、时频表示、多尺度时间空间表示、面部图像动态表征、面部视频等。然而, 这些方法也存在一些问题, 如训练数据不足和不均衡。为了解决这些问题, Niu 等人(2018)提出了上下采样的数据增广方式, 以及基于注意力机制的心率估计模型^[16]。这些方法可以增加训练数据的多样性和质量, 以及提高模型对 BVP 信号的关注度。

在图像及视频中, 背景噪声会影响生理指标的估计, 因此选择合适的感兴趣区域是一个重要问题。早期的选择方式包括固定区域或面部检测框内区域, 但这些方法可能引入非皮肤区域的噪声, 导致估计结果不准确。为了解决这个问题, 研究人员提出了使用皮肤分割的方法来获取感兴趣区域。常见的皮肤分割方法包括使用面部关键点裁剪、肤色分割算法、自动排除颜色离群点等。这些方法可以有效地减少非皮肤区域的噪声, 提高感兴趣区域的质量。

此外, Poh 等人(2018)根据生理指标估计的特点设计特征, 并使用聚类方法选择有效的感兴趣区域^[17], Kumar 等人(2015)使用信噪比来选择感兴趣区域或对不同区域的信号进行加权处理^[18]。使用信噪比来选择感兴趣区域可以避免选择信号弱或不稳定的区域, 从而提高估计结果的准确性。

根据生理指标的测量方法, 可以将其分为两大类: 时域分析和频域分析。时域分析是基于时间序列的分析, 主要通过检测血容积脉搏波(BVP)信号中的峰值, 计算相邻峰值时间间隔和瞬时心率来测量心跳变异性, 其可以反应它可以反映自主神经系统的活性和平衡情况。频域分析是基于频率域的分析, 主要通过通过对 BVP 信号进行傅里叶变换, 将其转换为频谱来测量生理指标。通过分析频谱中最大频谱强度对应的频率, 可以估计平均心率, 同时, BVP 信号在呼吸频率范围内最大频谱幅值对应的频率可用于估计被试者的呼吸频率。

1.4 本文的主要研究内容和结构安排

1.4.1 主要研究内容

(1) 研究基于 PPG 原理的脉搏波特征提取方法。PPG 原理是光照进皮肤并测量因血液流动而产生的光散射, 是 TOI 技术的基础。本文从受测者面部视频中提取出一定长度的 TOI 信号, 并利用该信号进行心率和血压的预测。

(2) 研究基于机器学习算法和 TOI 原理的心率血压预测方法。由于血压受多种因素的影响,传统的基于脉搏波传导时间的血压预测方法存在较大误差。因此,本文采用了一种基于多层感知机的连续无创血压估计方法,利用 TOI 信号并结合其他生理参数,建立特征方程用于预测心率和血压。

(3) 影响预测准确性的因素分析。本文对比了截取不同面部区域的每帧视频的心率血压预测结果,寻找到预测效果较好的面部区域。然后分析了其他可能影响预测准确性的因素,如光照、运动干扰等,并提出了相应的解决方案。

1.4.2 结构安排

第一章绪论。说明了课题的背景及其研究意义、国内外研究现状及课题的主要内容。

第二章 TOI 理论基础和原理分析。首先介绍了血压测量的生理基础和脉搏波,然后介绍了 PPG 技术原理、基于 TOI 的心率血压测量原理,再介绍了使用多层感知机用于心率血压预测的技术原理。

第三章 TOI 测量系统的研究。本文介绍了本文在研究中使用的实验设备和具体操作过程,然后解释了选择特定的视频录制时长和面部 ROI 区域的原因。最后,本章节介绍了信号提取中的详细过程以及预测模型的建立和训练过程。

第四章实验结果与分析。为验证此预测模型的性能,本文建立测试集数据对模型的预测结果进行评估。然后设计对比实验,拍摄若干组面部视频并预测心率和血压,根据预测误差评估预测准确性的实际影响因素。

第五章总结与展望。本章主要对研究内容进行总结,分析了该课题的不足之处并对未来的发展做出展望。

第二章 基于 TOI 的心率与血压测量原理

2.1 利用脉搏波测量血压的原理

2.1.1 动脉血压的生理机制

血液在血管中流动会对血管壁造成一定的压力，这种压力被称为血压。血压的产生受到三个因素的影响：心脏泵血、动脉弹性和外周阻力。这三个因素相互作用，影响血液对血管壁的压力^[19]。

如图 2-1 所示，左心室收缩是血压产生的主要来源之一。左心室心肌的收缩将血液从左心室泵入大动脉，从而开始了在整个心血管系统中的循环。循环系统的平均血液充盈压是决定正常心脏泵血进入循环系统后的平均血压的关键因素之一。平均血液充盈压受循环系统的血液总量和心血管管道的容积大小的影响。当血液总量一定时，容积越大，血压越低；容积越小，血压越高。在平均血液充盈压不变的情况下，左心室的收缩能量一部分转化为推动血液流动的动能，另一部分转化为对大动脉血管壁的势能^[20]，成为血压的基本来源。

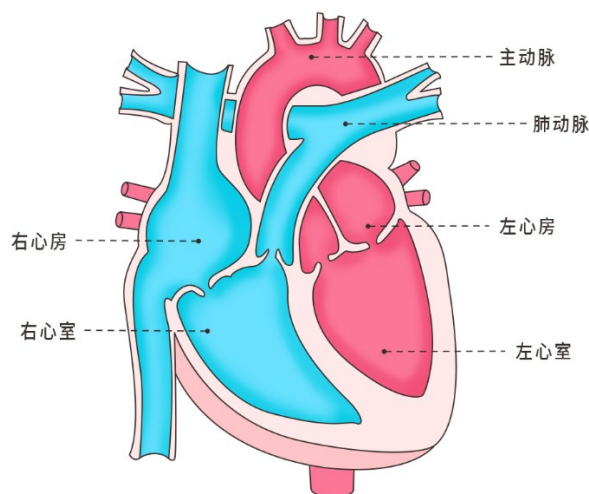


图 2-1 心脏结构示意图

其次，大动脉管壁的弹性是血液流动的“二次泵”，虽然心脏的射血是间歇性的，但是血液可以在血管中平稳地流动，这主要是由于大动脉血管壁的缓冲作用。大动脉血管壁和其他血管壁的组成成分是相同的，只是在比例上有所差异。血管壁是由内膜、中膜和外膜组成：内膜是最薄的一层，由内皮细胞、基底膜和多种细胞外基质组成。它与血液直接接触，起到调节血流、防止血栓形成和维持血管通透性的作用。中膜主要由平滑肌细胞、弹性纤维和胶原纤维

组成。弹性纤维和胶原纤维负责血管壁的扩张和收缩，两者的杨氏模量不同，导致血管壁的收缩扩张程度不同。中膜还参与调节血管直径，使血压稳定在一定范围内。外膜由结缔组织和弹性纤维组成，主要作用是保护血管免受外部损伤，并支撑血管。大动脉壁含有丰富的弹性纤维，具有很强的收缩扩张能力。在心脏收缩期，大动脉壁舒张存储势能；在心脏舒张期，大动脉壁发生弹性回缩，将势能转化为动能，使血液继续在血管中流动。动脉血压在心舒期仍然有一定的值^[21]。

最后，血压的产生还与外周阻力密切相关。外周阻力是指血液在血管内流动时所遇到的阻碍力，它主要由小动脉和微动脉的收缩和扩张所调节。当这些血管收缩时，它们的直径变小，血液流动受到阻碍，外周阻力增加，心脏就必须产生更大的压力来克服这种阻力，从而使血压升高。相反，当这些血管扩张时，它们的直径变大，血液流动更为畅通，外周阻力减少，血压也随之减小^[22]。另外，外周阻力也受血液黏稠度的影响。当血液黏稠度增加时，血流受到阻碍，使得外周阻力增加。因此，舒张压的高低在一定程度上反映了外周阻力的大小。

2.1.2 脉搏波的生理机理

心脏是人体的重要器官，它通过收缩和舒张的周期性运动，将血液输送到全身各部位。心脏的收缩和舒张是由心房和心室的交替活动所决定的。心房收缩时，心室舒张，血液从心房流入心室；心室收缩时，心房舒张，血液从心室流入动脉。在这个过程中，主动脉起着重要的作用^[23]。主动脉是人体最大的动脉，它从左心室发出，向上弯曲后向下延伸，分支到全身各部位。主动脉的壁具有弹性，能够随着心脏的收缩变化而产生形变，并传播脉搏波至外周毛细血管。

脉搏波是血液在血管内流动时产生的压力波，反映了血管壁的弹性变化。在心脏收缩时，血液注入主动脉遇到阻力而导致主动脉的弹性扩张和脉压的上升。脉压是指每次心搏时动脉内压力的最大值和最小值之差，一般为 40~60 毫米汞柱。在心脏舒张时，主动脉中的血量减少，主动脉发生弹性收缩。主动脉的周期性弹性形变会沿血管壁向远端传播，形成脉搏波的周期变化。因此，脉搏波可以被视为是一种反映心脏和动脉功能的重要指标。

脉搏波本质上是一种能量传递的过程^[24]。如图 2-2 所示，单个脉搏波形由斜率为正负的两部分曲线构成，这是由于心脏的收缩和舒张会引起动脉血管的血流量和容积变化^[25]。这两部分曲线分别被称为升支和降支，其分别对应心室收缩期和舒张期。在心室收缩期，心脏向主动脉输送血液，使动脉管壁膨胀，压力增加，波形上升。这一部分曲线的正斜率代表了心室收缩的速度和强度，

以及动脉管壁的弹性。如果动脉阻力小且心搏输出量大，上升分支的陡峭度就会增加；相反，如果动脉阻力大或心搏输出量小，斜率就会减小且波形上升变得平缓。在升支达到峰值时，心室收缩完毕，主动脉瓣关闭，此时波形达到最大压力值，称为收缩压。随后，脉搏波幅值迅速下降，进入舒张期。在降支中，还会出现一个次要的波峰，称为重搏波。这是由于在心室舒张期，心脏不再向主动脉输送血液，但动脉中的血液仍然向远端流动。由于动脉管壁有一定的弹性，它会在血液流失后回弹，使部分血流向主动脉近端回涌。这种回涌现象会导致波形出现一个次峰值，即为重搏波。重搏波的大小和位置取决于动脉管壁的弹性和阻力。如果动脉硬化或老化，重搏波就会增大且提前出现；相反，如果动脉柔软或年轻，重搏波就会减小且延后出现。在重搏波之后，动脉中的血液继续流失，使压力逐渐下降，直到达到最小值，称为舒张压。在舒张压之后，心房开始收缩导致二尖瓣开放，此时心室开始充盈血液。由于充盈压低于舒张压，动脉管壁压力会进一步下降，在波形上表现为一个小凹陷。这个凹陷称为二尖瓣开放陷波。在陷波之后进入下一个心室收缩期。因此，通过观察和分析脉搏波的特征，如升支、降支和重搏波，可以了解心脏的收缩和舒张情况，以及动脉血流量和容积的变化规律。

综上所述，可以得出以下结论：脉搏波形的特征变化反映了心脏的收缩和舒张过程，以及动脉管壁的弹性变化。通过分析脉搏波形的斜率、幅值和形态变化，可以了解心血管系统的功能和血液循环的状态。

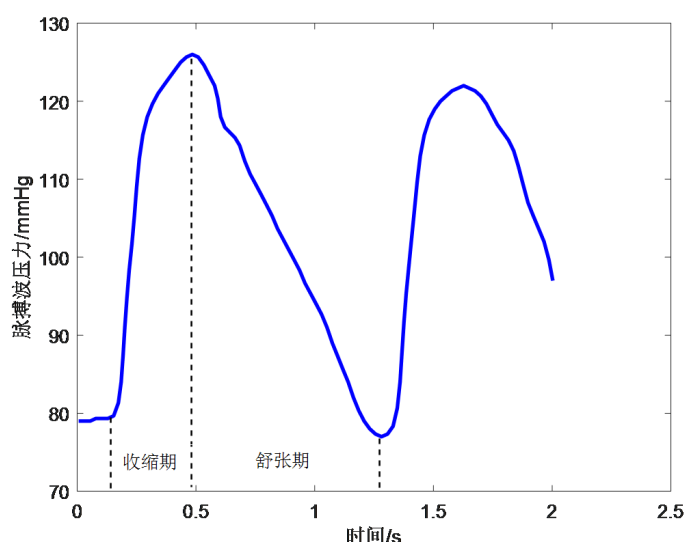


图 2-2 脉搏波波形示意图

2.2 PPG 技术原理

光电容积描记法(Photoplethysmography , PPG)是 TOI 的基础，是一种检测

微血管中血液容积变化进而检测生理信息的光学测量技术。PPG 利用光的散射和吸收原理，当光穿过组织的时候，一部分光会被吸收，不同的组织吸光特性不一样，而同一种组织对光的吸收特性不会随着入射光的光强改变而改变，光吸收的影响因素可以由朗伯-比尔定律到：

$$\log\left(\frac{I_0}{I}\right) = \mu_l Cl \quad (2-1)$$

其中， I_0 表示入射光强， I 表示透过光强， μ_l 表示光吸收系数，它与吸收物质的性质和入射光的波长有关^[26]， C 表示物质浓度， l 表示光通过介质的厚度。

PPG 信号可以从体表如手指、脚趾、耳垂等部位得到，也可以从体内如食管等部位的动脉处获得。这些部位的血管较为丰富，且与皮肤距离较近，因此可以较容易地采集到 PPG 信号。PPG 信号的采集方式主要有两种：透射式和反射式。透射式是指将光源和光电传感器放置在被测部位的两侧，让光线穿过组织后被传感器接收。这种方式可以获取到较强的 PPG 信号，但也需要较大的光强度和较高的传感器灵敏度。反射式是指将光源和光电传感器放置在被测部位的同一侧，让光线在组织内反射后被传感器接收。这种方式可以减少光线的损耗，但也会受到组织表面和深度的影响。一般来说，体内采集多采用反射式，而透射式采集常用的装置有指夹、耳垂夹等。目前常见的 PPG 透射式采集方式是使用指夹形式，其中光电发射管和光电接收管分别放置在指夹的两端，通过透射式采集手指组织吸收部分光，剩余透射部分被光电管接收。这种方式具有操作简单、信号稳定、干扰小等优点。采集到的 PPG 信号如图 2-3 所示。

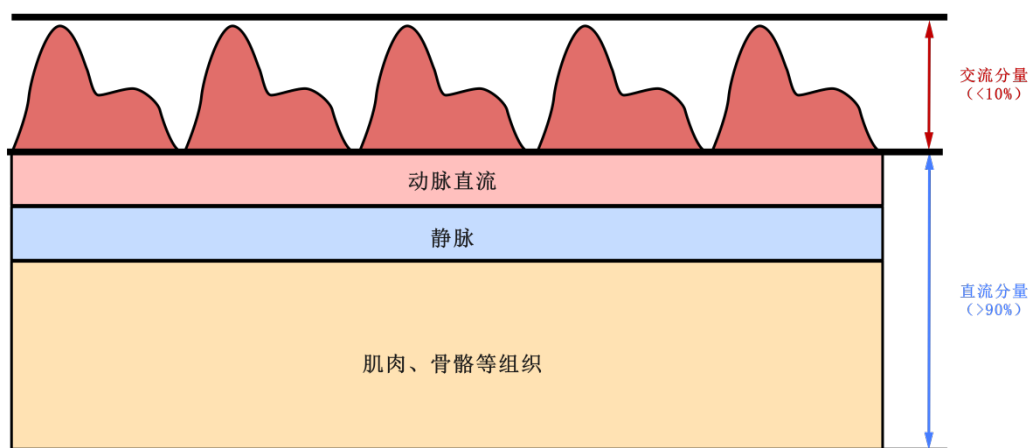


图 2-3 PPG 信号各成分示意图

光容积脉搏波由交流和直流成分组成，直流成分来自静脉、骨骼和组织

等稳定的成分，而交流成分则反映了血液流动过程中动脉血管直径的变化，进而可以体现动脉脉搏压力的变化。

2.3 TOI 信号采集与测量原理

传统的心率测量方式，如胸带、手环或手指夹，都需要与皮肤接触，这给使用者带来了不便和束缚。而且，皮肤接触可能导致压迫、摩擦、皮肤损伤或感染等问题，影响测量的准确性和舒适性。为了克服这些缺陷，近年来，人们提出了一些非接触式测量方法用于检测生理指标。这些方法利用不同的传感器或成像技术，从人体表面或周围环境中捕捉微弱的信号变化，从而推算出心率等信息。其中，比较常见的例子包括热成像法和 rPPG(反射式光谱成像)。其中 rPPG 因其便利性和简单操作等优点，在学术界得到了广泛的关注和研究。然而，传统的 rPPG 算法只对包含血红蛋白信号的视频中的单个颜色通道的信号进行处理，而无法综合多个通道的信号进行血压的预测^[27]。在 rPPG 的基础上，学者们开发了一种名为 TOI 的新技术。

在本文所使用的 TOI 技术认为，可以从受测者面部视频中捕捉并提取到面部毛细血管中血红蛋白所反射的外界光源信号，这种光的脉动信号可以反映皮肤下动脉的脉动^[28]。如图 2-4 所示，首先，由于面部表皮的半透明性，环境光可以穿透表皮并到达下面的组织，一部分光线被皮下组织吸收，还有一部分光线散射到皮肤外部。

通过智能手机摄像头中的数字图像传感器，可以捕捉到各种皮下组织散射的光线。其中，血液中的血红蛋白的数量和各种皮下组织(如肌肉、骨骼等)共同决定了从皮肤散射回来的光的颜色。每种蛋白的都有不同的吸光特征，因此可以根据血液中血红蛋白和其他皮下组织的不同吸光特性将含有血红蛋白信息的光电信号单独提取出来。

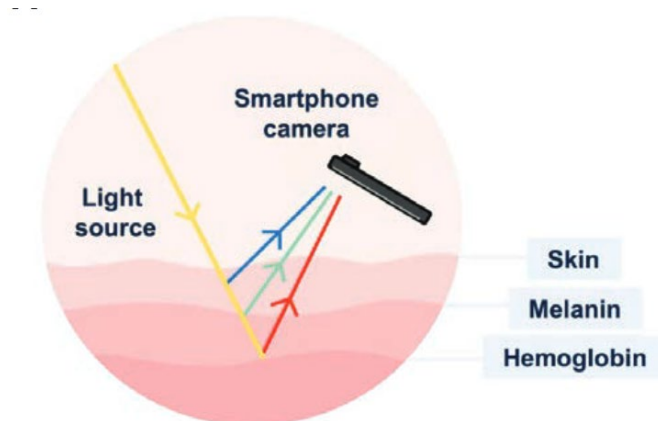


图 2-4 TOI 原理示意图

皮肤血红蛋白信号可以反应与血压变化相关的特征。例如，心血管输出量和脉搏波速度等，通过这些特征可以推断出血压的变化。此外，脉搏波的波形特征也包含着一些血压信息。这些特征包括脉冲幅度、脉搏波脉冲幅度、脉冲重复频率、脉冲速率变化、脉冲传输时间(PTT)、脉冲形状和脉冲能量。这些特征信号与血压的变化具有一定的对应关系，此类关系已经在现有文献中得到了证实。

视频的每一帧的每个像素点都对应一个包含红、绿、蓝(RGB)颜色信息。因此，可以将视频中的每一帧分离为红色、绿色和蓝色三个颜色通道。按照这种方法，在每个颜色通道中，给定像素的红色、绿色和蓝色的颜色强度将被编码在一个 8 位的颜色堆栈中，其中每一位都由二进制数 1 或 0 组成。堆栈中的每一个比特位可以被视为一个层，即比特平面。根据前文的描述，可以假设这些比特平面变化信号能够与血红蛋白浓度的变化建立联系，但是其中仍然存在一部分与血红蛋白浓度变化无关的信号，因此还需要使用一系列信号处理算法对其进行降噪处理。最后，可以使用这些数据创建了一个完整的包含血红蛋白浓度变化的时域信号。

通过上述方法从视频中提取包含血红蛋白信号并用于生理参数测量的方法被称为透皮光学成像(Transdermal Optical Imaging, TOI)技术。根据前文的描述，TOI 技术可以用于检测心率。同时根据其他研究结果，使用 PPG 方法提取到的手指上的血红蛋白变化信号含有了关于动脉压力的重要信息。因此，使用 TOI 方法提取到的面部区域血红蛋白信号同样包含于动脉压力的重要信息。

本方法的流程图如图 2-5 所示。首先读取通过手机拍摄的视频文件，程序将按照设定好的要求自动截取面部感兴趣区域。下一步为信号与预处理阶段，主要通过带通滤波和标准化处理等方法，最终从原始信号中提取出皮肤血红蛋白信号。接下来，利用信号处理和机器学习算法对这些特征进行分析和提取，以获得与血压变化相关的特征。

然而，要准确预测血压，需要在此基础上增加新的特征，并通过与机器学习算法相结合将这些特征与血压相关联，以提高预测的精度。本文使用一种有监督的机器学习算法，同时还引入其他更抽象的特征来帮助预测血压。关于 TOI 和参考血压信号的信号处理见第三章。

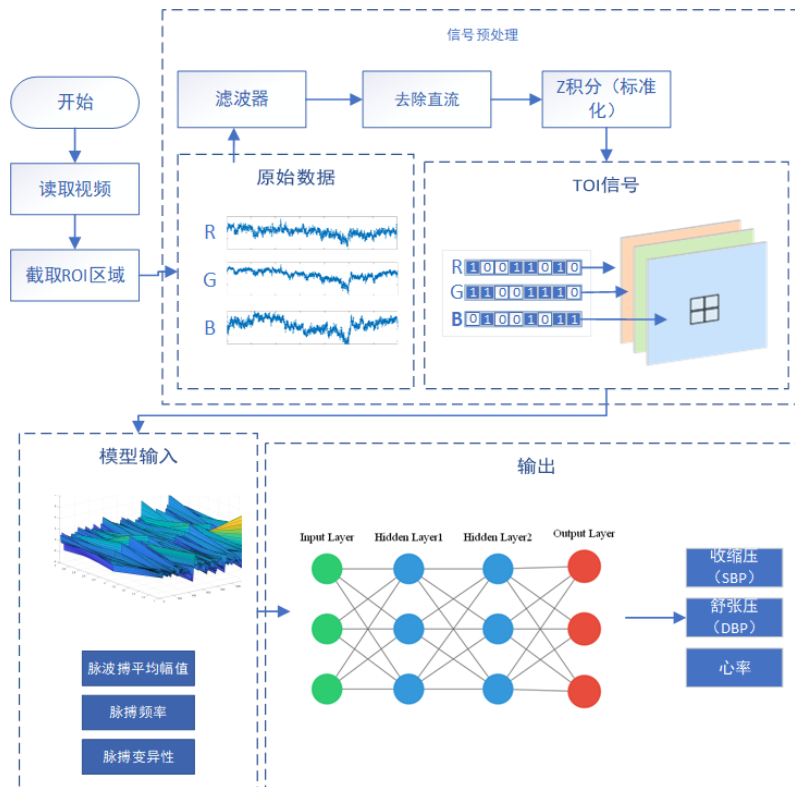


图 2-5 基于机器学习的心率血压估计的流程图

2.4 机器学习算法原理

多层感知机基本结构如图 2-6 所示，每层都由若干个神经元组成，相邻两层的神经元之间是全连接的，而单层内的神经元之间是没有关联的。本文采用误差反向传播(Back Propagation, BP)算法进行训练。BP 神经网络算法是目前应用最广、最成功的神经网络算法之一，采用有监督学习方法进行训练。BP 神经网络算法基本思想是：首先，将输入信号通过输入层输入到神经网络中，然后在隐层中对输入信号进行非线性变换和加权求和，最后在输出层中得到输出信号。接着，将输出信号与预先给定的标记值进行比较，计算出误差函数。如果误差函数不满足预设的阈值或者达到最大迭代次数，则停止学习；否则，将误差函数沿着网络从输出层向输入层逐层反向传播，并根据梯度下降原理对每个神经元的权值进行更新，使得误差函数逐渐减小。通过这样的反复学习过程，BP 神经网络算法可以实现对神经网络权值的自适应调整，使得网络的输出信号能够尽可能地接近标记值，达到最小化误差的目标。^[29]。该算法是一种有监督的学习方法，目前被广泛应用于许多领域，具有很高的成功率。

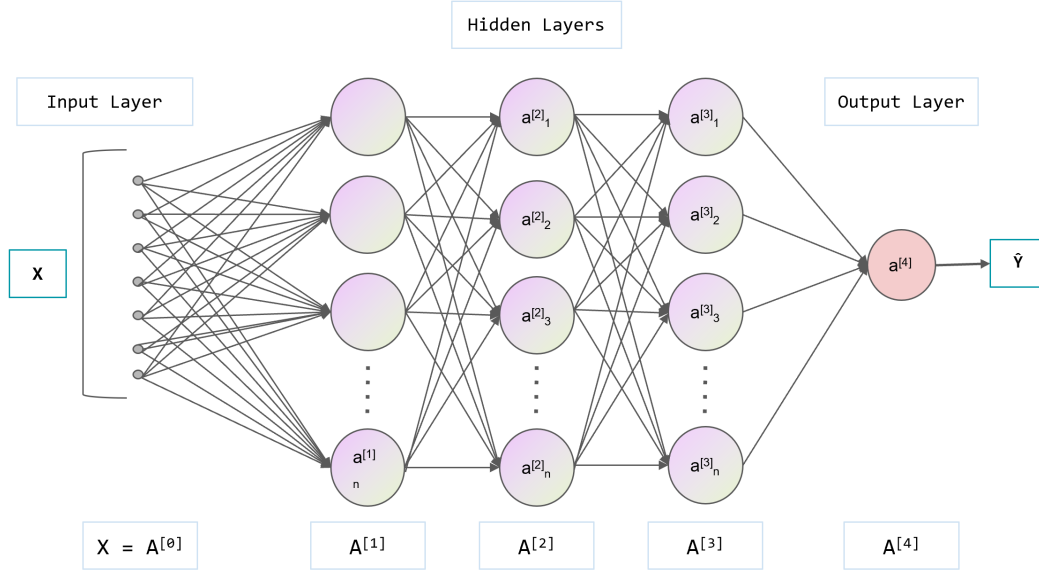


图 2-6 神经网络结构示意图

为了更清楚的阐述 BP 算法的学习规则，本文对网络中所涉及各个参数进行如下定义： $X = [(x^{(1)})^T, (x^{(2)})^T, (x^{(3)})^T, \dots, (x^{(m)})^T]$ 是原始的输入数据集，样本总数为 m 。对于单个输入样本， $x^{(m)} = [x_1^{(m)}, x_2^{(m)}, x_3^{(m)}, \dots, x_M^{(m)}]^T$ ，每个样本具有 M 个特征。隐藏层内有 S_1 个神经元，对应的激活函数设为 f_1 ，输出层有 S_2 个神经元，对应的激活函数设定为 f_2 ，输出为 A ，对应的标签为 T 。有标签的训练样本集，表示为 $\{(x^{(1)}, y^{(1)})^T, (x^{(2)}, y^{(2)})^T, \dots, (x^{(m)}, y^{(m)})^T\}$ 。网络的实际参数 $\Theta = (\omega, b)$ ， ω 表示层与层之间的连接权值， b 表示偏置。 η 表示学习率。那么 BP 算法进行信息正向传播和误差反向传播的过程如下所述：

2.4.1 信息的正向传播

(1) 隐藏层第 i 个神经元的输出为：

$$a_{1i} = f_1(\omega_{1ij}x_j + b_{1i}) \quad (i = 1, 2, \dots, s_1) \quad (2-2)$$

(2) 输出层第 k 个神经元的输出为：

$$a_{2k} = f_2(\omega_{2ki}a_{1i} + b_{2k}) \quad (k = 1, 2, \dots, s_2) \quad (2-3)$$

(3) 误差函数定义为：

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k})^2 \quad (2-4)$$

其中， t_k 为隐藏层第 k 个神经元的输出。

2.4.2 利用梯度下降算法对神经元权值进行调整及误差的反向传播

(1) 输出层的神经元权值变化：

对于第 i 个输入到第 k 个输出的权值，它的变化如下：

$$\begin{aligned}\Delta\omega_{2ki} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{2ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial \omega_{2ki}} \\ &= \eta(t_k - a_{2k}) \cdot f_2' \cdot a_{1i} = \eta \cdot \delta_{ki} \cdot a_{1i}\end{aligned}\quad (2-5)$$

其中：

$$\begin{aligned}\delta_{ki} &= (t_k - a_{2k}) \cdot f_2' = e_k \cdot f_2' \\ e_k &= t_k - a_{2k}\end{aligned}\quad (2-6)$$

同理可知：

$$\begin{aligned}\Delta b_{2ki} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial b_{2ki}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial b_{2ki}} \\ &= \eta(t_k - a_{2k}) \cdot f_2' = \eta \cdot \delta_{ki}\end{aligned}\quad (2-7)$$

(2) 隐藏层的权值变化：

对于第 j 个输入到第 i 个输出的权值，它的变化如下：

$$\begin{aligned}\Delta\omega_{1ij} &= -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{1ij}} = -\eta \frac{\partial E}{\partial a_{2k}} \cdot \frac{\partial a_{2k}}{\partial a_{1i}} \cdot \frac{\partial a_{1i}}{\partial \omega_{1ij}} \\ &= \eta \sum_{k=1}^{s_2} (t_k - a_{2k}) \cdot f_2' \cdot \omega_{2ki} \cdot f_1' \cdot x_j = \eta \cdot \delta_{ij} \cdot x_j\end{aligned}\quad (2-8)$$

其中：

$$\delta_{ij} = e_i \cdot f_1', \quad e_i = \sum_{k=1}^{s=2} \delta_{ij} \omega_{2ki}, \quad \delta_{ki} = e_k \cdot f_2', \quad e_k = t_k - a_{2k}\quad (2-9)$$

同理可知：

$$\Delta b_{1i} = \eta \delta_{ij}\quad (2-10)$$

对于第 j 个输入到第 i 个输出的权值，它的变化如下：

误差反向传播过程的实际上是通过计算输出层误差 e_k ，然后乘以输出层激活函数的一阶导数 f_2' ，便可求得 δ_{ki} 。由于隐藏层无法获得目标矢量，因此需要利用输出层的 δ_{ki} 进行误差反向传播，从而求得隐藏层中权值的变化量^[30]，即 $\Delta\omega_{2ki}$ 。之后，计算 e_i ，即 $\sum_{k=1}^{s=2} \delta_{ij} \omega_{2ki}$ ，并同样通过 e_i 与该层激活函数 f_1' 的一阶导数的乘积来计算 δ_{ki} ，这样便可以通过公式(2-10)来计算前层权值的变化 $\Delta\omega_{1ij}$ 。如果前面还有隐藏层，则继续重复以上方法，直到将所有输出误差 e_k 逐层反推

到输入层为止^[31]。

在设计 BP 网络时，需要根据具体问题和数据集来确定以下三个参数：

(1) 网络的层数：BP 网络通常由输入层、输出层和一个或多个隐藏层组成。输入层负责接收外部输入信号，输出层负责产生网络的输出信号，隐藏层负责对输入信号进行非线性变换和特征提取。一般来说，增加隐藏层的数量可以提高网络的表达能力，但也会增加网络的复杂度和训练难度。因此，需要根据问题的复杂程度和数据规模来选择合适的层数。

(2) 每层的神经元个数：神经元是 BP 网络中的基本计算单元，它可以对输入信号进行加权求和和激活函数处理。每层的神经元个数决定了该层可以处理的信息量和输出的维度。一般来说，增加神经元的个数可以提高网络的拟合能力，但也会增加网络的参数数量和过拟合风险。因此，需要根据数据的特征和输出的需求来选择合适的神经元个数。

(3) 每层的激活函数：激活函数是 BP 网络中实现非线性映射的关键因素，它可以对神经元的净输入进行非线性变换，从而增强网络的逼近能力。常用的激活函数有 Sigmoid 函数、Tanh 函数、ReLU 函数等。不同的激活函数有不同的特点和适用范围，例如 Sigmoid 函数和 Tanh 函数可以实现平滑连续的映射，但容易出现梯度消失或饱和现象；ReLU 函数可以实现稀疏激活和快速收敛，但容易出现梯度爆炸或死亡现象。因此，需要根据每层的功能和数据的分布来选择合适的激活函数。

在本节的研究中，共设计了五层前馈 BP 网络，即含有五个隐藏层。另外输入层有 6 个输入神经元，分别为：脉搏波的平均幅值、脉冲频率特征、脉搏形状变化率、年龄、性别和身体质量指数(body mass index, BMI)，输出层有 3 个输出神经元，分别为：收缩压(SBP)、舒张压(DBP)和心率。

本文针对 BP 神经网络的隐藏层神经元个数、训练数据量的大小以及激活函数的选择等问题进行了多次试验和分析。试验结果表明，当隐藏层神经元设置为 5 到 10 之间时，网络的输出结果差异相对较小，而当隐藏层神经元个数过多或过少时，网络的性能会下降。因此，本文默认使用隐藏层节点设置为 5 的情况进行后续的研究。

在 BP 算法中，需要设置各层的激活函数。激活函数模拟生物特征，并表征了一个回归形式。激活函数可以采用并联和串联的结构，并通过改变参数逼近任意非线性函数。本文分别使用了 Sigmoid 函数函数作为激活函数，函数方程为公式：

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2-11)$$

第三章 系统设计

3.1 视频采集

如图 3-1 所示,数据采集的设备包括一部智能手机,用于拍摄包含 TOI 信号的视频;LED 照明光源,用于在视频录制过程中均匀地照亮受试者的面部;一个可调节高度的座椅,用于将受试者置于摄像头前的适当高度和距离;一张桌子,受试者在测量血压时可将手臂放在上面;以及一个电子血压计,用于测量基准血压以及心率。

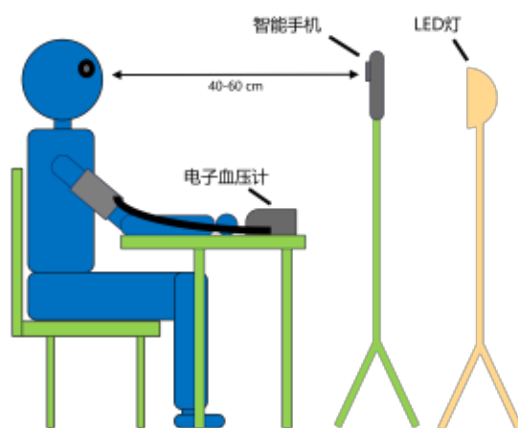


图 3-1 视频采集示意图

实际实验过程中,使用了一部 iPhone13 设备用来录制视频。被测量者坐在座位上保持相对静止,手机被固定在正对被测量者的三脚架上。使用手机的相机应用程序拍摄每秒 30 帧、分辨率为 720p 的被测量者面部视频。拍摄过程中,为确保亮度充足,使用 LED 灯均匀照射在被测量者面部。在受试者前面放了一张桌子,被测量者将手臂放在桌子上并确保上臂与心脏平齐,在录制视频的同时使用电子血压计测量被测者的平均血压和心率。使用此方式记录了若干组来自不同被测者的面部视频和基准血压及心率。

3.1.1 视频记录时间的选择

心率是指人体每分钟内心脏跳动的次数,是反映人体健康状况的重要指标之一。心率的单位是次/分钟。测量心率的方法有很多,但最简单的一种是通过把脉。把脉就是用手指按住手腕或颈部的动脉,感觉到脉搏跳动的节奏,并计算规定时间内脉搏跳动的次数。这样就可以得到心率的值。但是,并不是所有的把脉方法都能得到准确的心率值。最准确的方法是数完一分钟内的脉搏跳动次数,这样就可以直接得到心率的真实值。然而,如果只数 30 秒钟,那么可以

将心率值乘以 2 来估计一分钟内的跳动次数，但这样得到的结果只能为偶数，可能与真实心率有差异。因此，最准确的心率测量方法是数完一分钟内的脉搏跳动次数。心率测量时应尽量避免缩短测量时间或使用乘法估计，以确保结果的准确性。

在进行频域分析时，计算心率的过程中也存在同样的问题。通过快速傅里叶变换的方法计算功率谱数据时，频率的间隔为：

$$\Delta f = \frac{F_s}{L} = \frac{1}{t_d} \quad (3-1)$$

式中的 F_s 是 TOI 信号的采样频率， L 是信号中的数据个数， t_d 是拍摄视频的时间。频谱中横轴的频率值可表达为： $f_n = \frac{1}{t_d}(n-1)$ ，其中的 $n=1, 2, 3, 4, 5, \dots, L$ 为该频率的序号。心率可计算为：

$$HR_f = f_n \times 60 = (n-1) \frac{60}{t_d} \quad (3-2)$$

当 $t_d = 60s$ 时，计算的心率值为 1 的倍数；当 $t_d = 30s$ 时，计算的心率值为 2 的倍数；当 $t_d = 10s$ 时，计算的心率值为 6 的倍数。与把脉计算的结果是一致的。

因此，为保证心率预测结果的准确性，在采集视频的过程中应当保证时长大于 60 秒。但是，因为采集到的信号需要通过一系列信号处理算法进行预处理，这可能导致视频开始部分出现一定程度的失真，因此要保证视频总时长大于 70 秒。

3.1.2 感兴趣区域选择

为了提高测量的准确性和稳定性，TOI 技术需要选择一个合适的 ROI 区域，即血管分布丰富且裸露的皮肤区域。这样可以保证光学信号的强度和质量，以及避免外界干扰因素。一些常用的 ROI 区域包括人的手掌和脸部等。其中，面部是非接触式生理测量的研究热点，因为它具有以下优点：

- (1) 面部血管分布丰富，可以提供充足的光学信号；
- (2) 面部易于接近，可以方便地进行光学成像；
- (3) 面部作为人体的重要组织部位，可以反映出人体的多种生理状态和情绪变化^[32]。

因此，面部是 TOI 技术中理想的 ROI 区域，可以实现非接触式的生理参数测量。面部血管分布和特征点如图 3-2 所示。

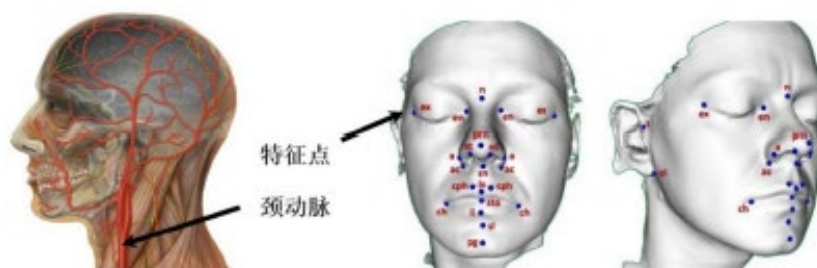


图 3-2 面部的血管分布及物理特征点

3.1.3 TOI 信号噪声和干扰来源分析

(1) 视频信号的干扰因素较多

利用视频数据进行生理指标测量是一种非侵入式、便捷、低成本的方法，但是视频输入的质量会直接影响测量结果的准确性。视频输入的质量主要取决于两个因素：视频压缩和图像预处理。视频压缩是一种减少视频文件大小和传输带宽的技术，但是它也会导致视频中包含的信息丢失或降低。图像预处理是一种改善图像质量或提取特征的技术，但是它也会改变图像中原始的像素值。这两个因素都可能破坏视频中微弱的周期性颜色变化信息，从而影响生理指标(如心率、血氧饱和度等)的测量结果。

近年来，研究者已经开始研究视频压缩对生理指标测量的影响，并提出了一些方法来解决信号损失的问题。例如，McDuff 等人(2017) 使用了不同程度压缩后的视频数据进行实验，比较了不同压缩率对生理指标测量结果的影响，并提出了一些补偿或校正方法来提高测量精度。另外，McDuff 等人(2019)使用了未压缩的视频数据作为训练集，采用监督学习方法来训练一个能够从压缩后的视频数据中恢复信号质量或估计生理参数的模型。这些方法都可以在一定程度上减弱视频压缩对生理指标测量的影响。

然而，视频预处理对生理指标测量的影响却没有得到足够的关注。在实际应用中，为了提高图像质量或降低计算复杂度，通常会对视频数据进行一系列预处理操作，如裁剪、旋转、缩放、平滑、增强、分割等。这些操作都可能改变皮肤区域的像素值大小，从而影响生理指标(如 BVP 信号)的振幅和频率。目前对于预处理对生理指标测量的影响缺乏系统研究，这是一个需要关注的研究方向。

(2) 光照条件不同

除了输入视频的质量外，环境光照也对算法的鲁棒性有着重要的影响。环境光照可以分为稳定的环境光照和变化的环境光照两种情况。在稳定且明亮的环境光照下，一般可以获得较好的测量结果。但当环境光照较暗时，皮肤对光照的反射和吸收量较小，此外，摄像机在成像时会受到环境光照变化的影响，

这些变化会叠加到皮肤颜色变化上，从而对生理指标测量结果产生较大的影响^[33]。如何在较暗环境以及变化环境下提取 BVP 信号将是未来重要的研究方向。

(3) 用于训练的数据集样本数量和种类较少

基于 TOI 的生理指标测量数据规模和多样性严重不足是制约该领域发展的重大障碍。一方面，由于生理指标参考值的获取需要专业的医用设备，现有数据集的数据规模都较小。另一方面，由于现有数据集多为实验室在可控条件下采集的数据，数据多样性与现实应用场景有较大的差距。数据量和数据多样性的不足不仅使得对算法的评测无法做到客观完整，而且就数据驱动的方法而言，更因缺乏足够的训练数据而导致性能难以大幅提高。如何使用相对有限的数据获得泛化性能良好的生理指标测量模型是一个重要的挑战。

(4) 被试者的头部运动影响

头部运动会影响面部皮肤反射光的变化，从而影响手机摄像头对面部皮肤周期性颜色变化的捕捉。这种颜色变化是由心跳和呼吸等生理活动引起的，可以用来计算心率、呼吸率等生理指标。因此，头部运动会降低生理指标测量的准确性和可靠性。如何消除头部运动对生理指标测量的影响是目前基于 TOI 的生理指标测量面临的重要挑战，也是未来需要关注的研究方向。

3.2 原始信号处理相关技术分析

为了更精准的测量心率和血压，有必要使用信号处理技术来提取和放大人类面部血管内的周期性血液脉动。同时，在信号采集的实际应用中，由于各种原因可能会引入不同的噪声，噪声对信号的质量有较大的影响。针对这些影响因素的多样性和复杂性，需要采用一系列适当的信号处理方法来消除噪声。

本文使用 TOI 信号的脉冲平均振幅作为特征之一，其反映了面部皮下血管中血流的动态变化。为了提取这个特征，首先根据前文所介绍的适合的感兴趣区域，本文共选择了整个面部、左脸颊、右脸颊、额头四个 ROI 区域。

将从感兴趣区域的信号通过 Z-Score 标准化处理，然后对来自四个 ROI 区域的信号使用 MATLAB 提供的 `hilbert()` 函数进行希尔伯特变换，可以将四个通道的信号转化为同一相位的复数信号，再对它们进行求和，并设计滤波器过滤掉 0.7 至 3Hz 波段以外的信号，只保留心率波段内的信号。然后，计算每个感兴趣区域信号的幅值序列，具体方法为：对于每一个采样点数据，按照 $abs_i = \sqrt{a_i^2 + b_i^2}$ 的方法计算出对应的模值即可得到幅值序，其中， a_i 和 b_i 分别为第 i 个采样点数据 $(a_i + b_i j)$ 的实部和虚部。最后，对幅值序列按照

$mean = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N abs_i$ 的方法计算出幅值序列的平均值，其中 N 为幅值序列的长度，即可得到 TOI 信号的平均幅值。

本文还使用所有感兴趣区域的脉冲频率特征作为特征之一。首先，在 4 个感兴趣的区域中的每一个区域，同样使用 Z-Score 标准化处理 TOI 信号。然后使用带通滤波器过滤每个信号，只保留 0.7Hz 至 3Hz 的频率范围，根据其他文献的研究结果，这是脉搏频率的典型波段。接下来，对信号进行希尔伯特变换，调整信号的相位差。在 MATLAB 中设计算法对信号进行上述处理，尽可能降低信号的噪声。然后，对每个信号进行求导，得到来自每个 ROI 区域的脉冲频率特征信号，并根据其振幅的标准差对其进行加权运算，将提取自四个 ROI 区域的信号合并为一个信号。最后，合并来自所有感兴趣区域的信号，产生一个单一的脉冲频率信号。其中，求导的具体方法为：首先定义一个时间间隔 dt ，然后使用 `diff()` 函数计算原始信号向量相邻元素的差分，即求信号的一阶差分，然后，将一阶差分除以采样时间间隔 dt ，即求信号的一阶导数。通过平均振幅和脉冲频率两个特征，我们可以更好地分析心率和脉搏的变化情况。

除了脉搏振幅和脉搏频率外，本文还使用脉搏形状变化率作为另一个特征。首先，得到所有感兴趣区域的脉冲频率特征信号后对其求导，可以求得脉搏频率变化率，即脉搏频率变异性。然后，通过 z-score 标准化信号。接下来，将标准化的信号分解为 20 个频段，每个频段由一个椭圆带通滤波器对信号进行处理。这些滤波器的中心频率从 0.01 Hz 到 0.39 Hz，每个滤波器的带宽为 0.02 Hz。

3.3 血压预测模型设计

按照第三章所介绍的方法，选用了五个隐层的神经网络模型来估计血压，结构示意图如图 3-3 所示。根据学者们的研究结果，除了 TOI 信号外，年龄、性别、身高、体重都是可确定的影响血压的因素。因此，在本文的研究中，选择脉搏波的平均幅值、脉冲频率特征、脉搏形状变化率、年龄、性别和身体质量指数(body mass index, BMI)，共 6 个特征作为输入层神经元，输出层有三个神经元，分别为收缩压、舒张压以及心率。

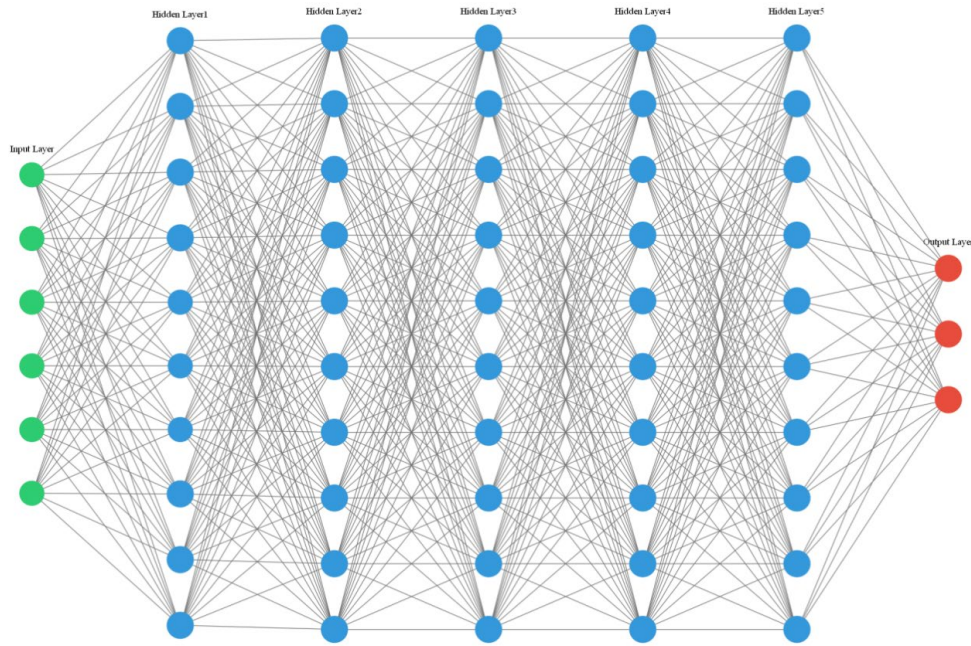


图 3-3 多层感知机结构示意图

本文使用了一个生理信号数据集^[34]用于训练模型。此数据包含来自 22 个健康受测者的 PPG(身体不同部位 6 个传感器的信号)、加速度(反应受测者运动情况)和心电图信号此外,还提供了收缩压和舒张压以及血氧饱和度水平(SpO_2)的数值。

根据前文所介绍的原始信号处理方法,首先对数据集中的数据进行预处理。首先,将使用带通滤波器滤波,以去除信号中的噪声和干扰。其次,本文将使用基线漂移校正技术,以消除信号中的基线漂移。最后,本文将对信号进行采样和归一化处理,以便神经网络模型更好地学习特征。具体地说,设计 MATLAB 程序,将使用 0.5Hz 至 3Hz 的带通滤波器对 PPG 信号进行滤波,以去除信号中的高频噪声和低频干扰^[35]。然后,使用基线漂移校正技术,如高通滤波器和多项式拟合,来消除信号中的基线漂移。接下来,对信号进行采样和归一化处理,使其在 0 到 1 之间,并且均匀分布在整个范围内。

最后,本文将使用这些预处理过的信号数据来训练神经网络模型,输入为脉搏波的平均幅值、脉冲频率特征、脉搏形状变化率、年龄、性别和身体质量指数,输出为受测者的收缩压、舒张压和心率。在训练过程中,本文使用反向传播算法来优化网络参数,并且使用交叉验证技术来评估模型的性能^[36]。

3.4 本章小结

在本章节中,讨论了使用机器学习算法进行无创血压测量研究的结果和分析。在后续的血压估计方法部分,首先利用神经网络进行血压建模,本文不仅

选用了脉搏波的平均幅值、脉冲频率特征、脉搏形状变化率作为血压相关因素，还结合了年龄、性别、身高、体重等多元个体信息作为神经网络的输入，以提高血压估计的精度和泛化能力。该血压模型经过实验室血压实验验证，效果良好，相对于其他研究具有更好的结果。

第四章 实验结果与分析

4.1 评价指标

此部分介绍了血压预测研究中常用的几个评价指标，以及本文所使用的评价指标。在血压预测研究中，常用的评价指标有：

(1) ME 。该值表示收缩压(Systolic Blood Pressure, SBP)和舒张压(Diastolic Blood Pressure, DBP)的预测值与观测值之间的平均误差，即预测值与观测值之间的差值除以血压样本数的平均值。 ME 值越小表示该方法的实验效果越好^[36]，公式为：

$$ME = \frac{1}{M} \sum_{i,p=1}^M (y_{SBP,i} - y_{SBP,p}) \quad (4-1)$$

(2) MAE 。用于衡量 SBP 和 DBP 的预测值与观测值之间的平均绝对误差，即预测值与观测值之间的绝对差值除以血压样本数。 MAE 值越小表示该方法的实验效果越好，公式为：

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{i,p=1}^M |y_{SBP,i} - y_{SBP,p}| \quad (4-2)$$

(3) 均方误差(Mean Square Error, MSE)。该值表示 SBP 和 DBP 的预测值与观测值之间的平均平方误差，即预测值与观测值之间的差值的平方除以血压样本数的平均值。 MSE 值越小表示该方法的实验效果越好，公式为：

$$MSE = \frac{1}{M} \sum_{i,p=1}^M (y_{SBP,i} - y_{SBP,p})^2 \quad (4-3)$$

(4) 均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)。该值表示 SBP 和 DBP 的预测值与观测值之间的平均平方误差的平方根，即 MSE 值的平方根。 $RMSE$ 变量越小表示该方法的实验效果越好，公式为：

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i,p=1}^M (y_{SBP,i} - y_{SBP,p})^2} \quad (4-4)$$

(5) STD 。该变量用于测量 SBP 和 DBP 的预测值在一段时间内与观测值的误差波动幅度，即误差波动的标准差。 STD 值越小表示误差波动的幅度越小，该方法的实验效果越好，公式为：

$$STD = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i,p=1}^M (y_{SBP,p} - \overline{y_{SBP,i}})^2} \quad (4-5)$$

(6) Bland-Altman 图。它是一种广泛应用于测量学的性能评估方法，其基本原理是计算两种测量结果的差异和一致性限，并以图形的形式表示出来，从而更加直观地反映这种一致性的程度。

根据上述介绍可知，MAE 和 RMSE 是血压预测研究中常用的指标，它们分别表示 SBP 的预测值与观测值之间的平均绝对误差和均方根误差。此外，Bland-Altman 图是一种常用的性能评估方法，可以直观地显示预测值和观测值之间的一致性范围。综上所述，本文最终选择的评价指标为 MAE、RMSE 和 Bland-Altman 图。

4.2 实验结果

首先，如图 4-5 和 4-6 所示，本文选择使用血压的观测值和预测值的对比图比较血压预测方法的准确性。同图表中可以得出。同时，为了进一步评估此预测模型的准确性，通过计算得出，均方根误差(MAE)为：3.202，占样本数的平均误差(RMSE)为：5.062。因此，本文的使用的多层感知机方法具有一定的可行性。

其次，使用 Bland-Altman 图可视化预测值和观测值的一致性状况，比较血压预测方法的精确度。具体的比较结果如下：多层感知机方法对 SBP 和 DBP 的 Bland-Altman 图如图 3-7 和图 3-8 所示。通过这两幅图可以得出，多层感知机预测方法在预测 SBP 和 DBP 时，其预测值和观测值之间的一致性达到了 96%以上，即在 $[md - 1.96 \times sd, md + 1.96 \times sd]$ 范围中。其中， md 代表平均误差， sd 代表标准差。因此，实验结果表明，基于 TOI 的多层感知机预测方法在血压预测中具有较高的一致性，能够有效实现对 SBP 和 DBP 的预测。

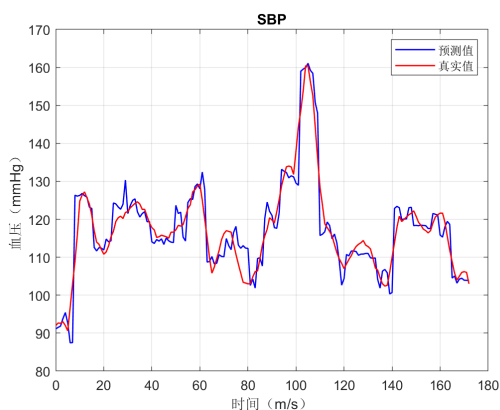


图 4-1 SBP 的观测值和预测值对比图

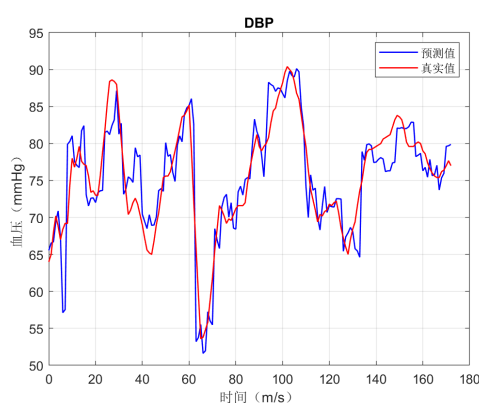


图 4-2 DBP 的观测值和预测值对比图

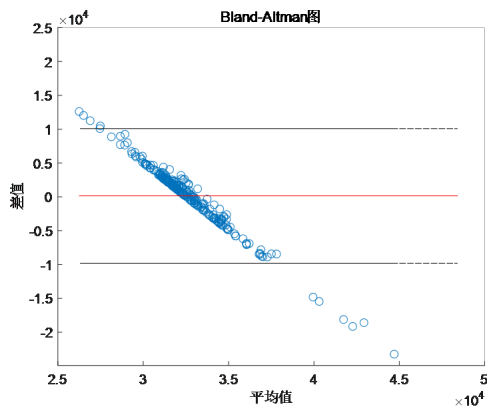


图 4-3 SBP 的 Bland-Altman 图

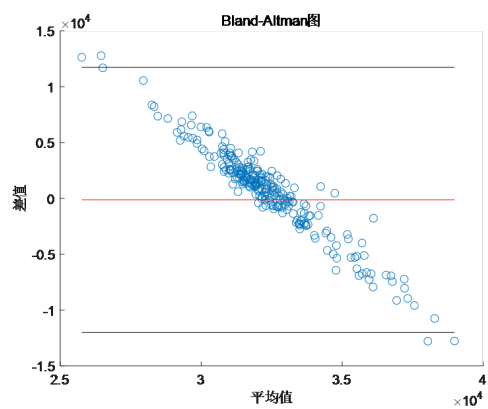


图 4-4 DBP 的 Bland-Altman 图

综上所述，根据本课题的实验研究结果，本文认为基于 TOI 测量方法的率血压预测模型有着较高的准确性。

4.3 影响测量结果的因素分析

4.3.1 不同面部区域预测准确性分析

经过对实验数据的整理和统计，得出关于选取不同面部感兴趣区域的心率预测准确性分析如表 4-1 所示，由表中数据可得出结论：首先，在所有受测者中，PPG 计算心率的误差最小，且一些受测者的 PPG 计算心率与真实心率相同，说明这种计算方法非常准确。其次，TOI 预测心率的误差相对来说比较大，但已经基本满足用于非医用生理参数监测的需求。最后，通过比较不同感兴趣区域的误差值，可以发现面部整体的误差相对来说比较大，而局部区域(如额头、左右脸颊)的误差相对较小，因此在心率测量中，选择合适的感兴趣区域进行测量也是非常重要的。

表 4-1 不同面部区域心率准确性计算表

受测者 编号	感兴趣区域(ROI)	真实心率 (次/分)	PPG 计算 心率(次/分)	TOI 预测心 率(次/分)	预测值与真实值误 差(%)
A	额头	78	80	77	1.28
A	左脸颊+右脸颊	78	80	78	0
A	整个面部	78	79	85	8.97
B	额头	98	99	101	3.06
B	左脸颊+右脸颊	98	98	98	0
B	整个面部	98	97	94	4.08
C	额头	60	59	56	6.67
C	左脸颊+右脸颊	60	59	62	3.33
C	整个面部	60	63	65	8.33
D	额头	112	114	118	5.36

D	左脸颊+右脸颊	112	113	115	2.68
D	整个面部	112	109	108	3.57
E	额头	89	101	110	23.6
E	左脸颊+右脸颊	89	89	105	17.98
E	整个面部	89	86	83	6.74

关于选取不同面部感兴趣区域的血压预测准确性分析如表 4-2 所示：由表中数据可得出结论：在所有的受测者中，除受测者 C 的血压预测值与实际值的误差超过 10.5mmHg 外，其他几组实验均满足了实验要求。说明此预测模型的准确度基本满足非专业血压预测的需求。另外，通过比较不同感兴趣区域的误差值，可以发现局部区域(如额头、左右脸颊)的误差相对较小，而面部整体的误差相对来说比较大。因此，在血压测量中，选择合适的感兴趣区域进行测量也是非常重要的。

表 4-2 不同面部区域血压准确性计算表

受测者 编号	感兴趣区域(ROI)	真实收缩 压 (mmHg)	真实舒张 压 (mmHg)	预测收缩 压 (mmHg)	预测舒张 压 (mmHg)	均值误差 (mmHg)
A	额头	120	80	110	83	9.167
A	左脸颊+右脸颊	120	80	108	85	7.5
A	整个面部	120	80	101	75	10.167
B	额头	135	85	147	91	9.333
B	左脸颊+右脸颊	135	85	127	99	9.33
B	整个面部	135	85	141	92	5.833
C	额头	110	70	122	83	10.5
C	左脸颊+右脸颊	110	70	112	89	7.667
C	整个面部	110	70	106	77	7.333
D	额头	125	90	138	84	7.83
D	左脸颊+右脸颊	125	90	122	87	5.667
D	整个面部	125	90	105	88	9.67
E	额头	148	93	128	93	8.5
E	左脸颊+右脸颊	148	93	136	86	6.5
E	整个面部	148	93	128	101	11

4.3.2 其他影响因素

多元线性回归(Multiple Linear Regression, MLR)是一种能够建立最优回归方程来解释自变量对因变量的影响的方法。MLR 模型在处理大量数据时仍能高效运行，无需繁琐的计算，并且可以通过系数来解释和理解每个变量的影响。在本文中，选择使用 MATLAB 中的多元线性回归工具箱来评价预测模型的准确性的影响因素。

本文使用多元线性回归方法分析了以下影响因素：

(1) 光照。在第二章介绍的 TOI 原理中已经表明，TOI 信号的提取依赖于皮肤中血红蛋白对光的反射信号，因此。在采集受测者面部视频时，分别采集了同一受测者在三种不同光照条件(白天室外环境光、白天室内环境光、白天室内 LED 灯照明)下的视频，用于分析光照对于心率及血压预测准确性的影响程度。

(2) 年龄。根据其他学者的研究结果，随着年龄的增长，皮肤会变得更薄、更松弛，并且更容易出现色素沉着和血管扩张。这些因素都会降低皮肤的透光性，进而影响到使用 TOI 方法预测心率和血压的准确性。因此本文在实验时对比了来自 20 到 50 岁的若干名受测者的血压预测结果误差，用于分析年龄对于心率及血压预测准确性的影响程度。

(3) 身高及体重。本文考虑到皮下脂肪和肌肉组织可能影响到皮肤的透光性，因此也会对测量结果准确性产生影响。本文对比了不同受测者的身体质量指数用于分析身高和体重对于心率及血压预测准确性的影响程度。

计算结果如表 4-3 所示，从表中数据可以看出，在这个模型中，三个自变量中只有光照强度的 p 值小于 0.05，说明光照强度可能对血压预测值与真实值的误差有显著影响，而体重指数和年龄则没有显著影响。因此可以确定光照条件是预测结果产生误差的主要影响因素，且应该在拍摄受测者面部视频时保证充足且均匀的光照。

表 4-3 影响因素分析

影响因素	Estimate	SE	T Stat	P Value
体重指数	0.002761	0.10083	0.027383	0.97821
光照强度	0.1643	0.10061	1.633	0.10574
年龄	0.057897	0.10083	0.57422	0.56716

4.4 本章小结

本章在 MATLAB 平台上实现了基于机器学习的心率血压预测，此过程包括了：原始数据采集、信号预处理、预测模型的设计与训练、使用模型预测心率及血压等步骤。然后，建立测试集对预测模型的性能进行评估。计算结果表明，该预测系统的心率血压预测结果较为准确。在确保采集视频的心率准确性后，设计实验对不同面部 ROI 区域预测结果准确性进行分析。由实验结果可知，选择额头和脸颊区域进行预测的结果较为准确。最后，通过实验分析了影

响预测结果准确性的其他因素，实验结果表明光照强度对于心率血压预测准确性的影响最大。

第五章 总结与展望

5.1 本文工作总结

本研究基于国内外 TOI 测量系统的研究现状，对血红蛋白信号提取方法进行深入探究。心率和血压作为反映人体健康的重要生理参数，对其进行长期动态监测具有重要意义。TOI 测量系统主要利用皮肤表面的后向散射光来提取心率信息，因此本研究首先分析了光在皮肤组织内部相互作用的过程，进一步探究光在组织内传输的特性和影响因素。

在深入了解光在组织内传输的过程后，本文在 MATLAB 平台上编写了非接触式测量心率的程序。通过使用 LED 灯作为光源，可以采集脸部原始视频，并选择 ROI 区域，对各个位置的心率信号强度进行分析。本文对所采集的视频进行了验证，证实其能够准确预测心率和血压。

进一步地，本文验证了所提出的血红蛋白变化信号提取方法的准确性，并尝试找到更优的测量部位。通过比较不同面部 ROI 区域的血红蛋白信号强度差异，发现在脸颊周围的皮肤区域的信号强度变化最为明显，因此该部位更适合进行心率测量。本文的研究结果不仅对于 TOI 测量系统的应用具有重要意义，同时也为探究非接触式心率测量方法提供了有价值的参考。

本文主要工作内容包括：

首先介绍了 TOI 测量系统的研究背景和意义，以及相关测量技术的研究现状。然后介绍了心率及血压测量的生理基础，阐述了 PPG 技术和 TOI 测量系统的原理，介绍了 TOI 测量系统的系统组成与影响测量准确性的主要因素。最后详细介绍了课题的内容与要求，设计研究方案，介绍了研究过程中的具体操作和血红蛋白信号提取方法中的关键技术，阐述了实验结果并进行了分析。

5.2 后续工作展望

虽然本文设计的预测模型在测量心率和血压方面效果较为准确，并且对影响测量结果准确性的因素进行了研究，但还是有一些不足和有待改进的地方。在本研究基础上提出以下几个可以改进的地方：

(1) 本文测量系统采集的原始视频中要求被测者尽量保持相对静止，以保证选择 ROI 区域后，对每一帧视频的测量位置一致。下一步可以重点研究如何在被测者运动的情况下进行心率测量。这将提高该技术在实际应用中的实用性和适应性，因为在现实生活中，被测者的运动是不可避免的。

(2) 本文所采用的数据集仅限于提供的样本数据进行预测模型的训练，而

未考虑到存在特殊心脏疾病的人群。因此，血压估计模型可能在某种程度上存在局限性。为了提高血压估计的准确性，后期需要进行更多的临床验证，并进一步改进机器学习模型。

(3) TOI 技术可以从视频中提取多种生理信息，而本文只是从中提取了血红蛋白变化信息，并通过机器学习来预测心率和血压。未来的研究可以进一步探索如何提取更多的生理参数。这可能包括血氧饱和度、血流速度等指标，从而提高预测模型的全面性和应用范围。

参考文献

- [1] 施仲伟. 中国高血压患者心率管理多学科专家共识(2021年版) [J]. 中国全科医学, 2021, 24(20): 2501-2507+2519.
- [2] 吴超群, 李希, 路甲鹏, 陈伯望, 李镒冲, 杨阳, 胡盛寿, 李静. 中国居民心血管疾病危险因素分布报告 [J]. 中国循环杂志, 2021, 36(01): 4-13.
- [3] 牛雪松, 韩琥, 山世光. 基于rPPG的生理指标测量方法综述 [J]. 中国图象图形学报, 2020, 25(11): 2321-2336.
- [4] Takahashi R, Ogawa-ochiai K, Tsumura N. Non-contact method of blood pressure estimation using only facial video[J]. Artificial Life and Robotics, 2020, 25(3): 343-350.
- [5] 顾旭. 基于连续波雷达的血压感知技术研究 [D]. 南京理工大学, 2019.
- [6] Iwashita Y, Nagumo K, Oiwa K, et al. Estimation of resting blood pressure using facial thermal images by separating acute stress variations [J]. Artificial Life and Robotics, 2021, 26(4): 473-480.
- [7] .中国心血管病风险评估和管理指南 [J]. 中国循环杂志, 2019, 34(01): 4-28.
- [8] De Haan G, Jeanne V. Robust Pulse Rate From Chrominance-Based rPPG [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2013, 60(10): 2878-2886.
- [9] Wang W, Stuijk S, De Haan G. A Novel Algorithm for Remote Photoplethysmography: Spatial Subspace Rotation[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016, 63(9): 1974-1984.
- [10] Wang W, Stuijk S, De Haan G. Living-Skin Classification via Remote-PPG [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2017, 64(12): 2781-2792.
- [11] Feng L, Po L M, Xu X, et al. Dynamic ROI based on K-means for remote photoplethysmography [C]. 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2015: 1310-1314.
- [12] Poh M Z, McDuff D J, Picard R W. Advancements in Noncontact, Multiparameter Physiological Measurements Using a Webcam [J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(1): 7-11.
- [13] McDuff D, Gontarek S, Picard R. Remote measurement of cognitive stress via heart rate variability [C]. 2014 36th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2014: 2957-2960.
- [14] Hsu Y, Lin Y L, Hsu W. Learning-based heart rate detection from remote photoplethysmography features [C]. 2014 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). 2014: 4433-4437.

- [15] Hsu Y L, Wang J S, Chiang W C, et al. Automatic ECG-Based Emotion Recognition in Music Listening [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2020, 11(1): 85-99.
- [16] Niu X, Han H, Shan S, et al. SynRhythm: Learning a Deep Heart Rate Estimator from General to Specific [C]. 2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). 2018: 3580-3585.
- [17] Poh M Z, McDuff D, Picard R. A medical mirror for non-contact health monitoring [C]. ACM SIGGRAPH 2011 Emerging Technologies. New York, NY, USA: Association for Computing Machinery, 2011: 1[2023-05-27].
- [18] Kumar M, Veeraraghavan A, Sabharwal A. DistancePPG: Robust non-contact vital signs monitoring using a camera [J]. Biomedical Optics Express, 2015, 6(5): 1565-1588.
- [19] 董勇兵. 心血管生理参数监测系统的研究 [D]. 西安理工大学, 2018.
- [20] 成志霞. 基于多生理参数的动脉硬化检测技术研究 [D]. 北京交通大学, 2015.
- [21] 姚阳. 基于传递函数的中心动脉压力波形动态重建 [D]. 东北大学, 2015.
- [22] 王月猛. 基于Elman神经网络的无创连续血压测量方法研究 [D]. 吉林大学, 2018.
- [23] 姚阳. 基于传递函数的中心动脉压力波形动态重建[D].东北大学, 2015.
- [24] 郭丽华. 基于PPG信号的无袖带连续性血压测量方法研究 [D]. 浙江大学, 2011.
- [25] 吴艳君. 基于AMDF的脉搏周期提取算法改进 [D]. 江西财经大学, 2013.
- [26] 胡志希. 基于光电血流容积的中医面部色诊研究 [D]. 湖南中医药大学, 2008.
- [27] Wei J, Luo H, Wu S J, et al. Transdermal Optical Imaging Reveal Basal Stress via Heart Rate Variability Analysis: A Novel Methodology Comparable to Electrocardiography [J]. Frontiers in Psychology, 2018, 9:98.
- [28] Luo H, Yang D, Barszczyk A, et al. Smartphone-Based Blood Pressure Measurement Using Transdermal Optical Imaging Technology [J]. Circulation: Cardiovascular Imaging, 12(8): e008857.
- [29] 成素梅, 郝中华. BP神经网络的哲学思考 [J]. 科学技术与辩证法, 2008, 139(04): 20-25.
- [30] 鲁庆强. 基于指端脉搏波的心血管参数无创检测系统研究 [D]. 南京邮电大学, 2018.
- [31] 黄如强. 基于人体面部的非接触式生理参数获取方法 [D]. 军事科学院, 2020.
- [32] 王文硕. 基于表面肌电信号的人体下肢运动自动分类研究 [D]. 东北大学, 2012.
- [33] 王宾如. 基于面部视频的非接触式心率估计方法研究 [D]. 天津理工大学, 2021.
- [34] Mehrgardt, Philip, Khushi, Matloob, Poon, Simon, et al. Pulse Transit Time PPG Data

set [DS]. PhysioNet[2023-04-18].

- [35] 师荣堃. 基于光电容积脉搏波的非创血压测量模型研究 [D]. 上海交通大学, 2019.
- [36] [波]伍拉迪斯罗·霍曼达, [加]维托德·派提兹. 模式识别:数据质量视角 [M]. 张轶. 北京: 机械工业出版社, 2020
- [37] 吴晓姣. 基于支持向量回归模型的血压预测方法研究 [D]. 南京邮电大学, 2021.

附录

附录一：生理指标检测相关研究总结

表 A 心动周期相关生理指标检测总结

文献	感兴趣区域	BVP 信号恢复方法	检测方法
Verkrusse 等人 (2008)	固定区域	直接使用绿色通道信号	频域分析
Poh 等人(2010)	面部检测框内区域	ICA	频域分析
Poh 等人(2011)	面部检测框内区域	ICA	时域分析
Li 等人(2014)	脸颊区域	绿色通道信号+剔除背景 及运动影响	频域分析
deHaan 和 Jeanne(2013)	面部皮肤区域	CHROM	频域分析
Wang 等人(2015)	面部皮肤区域	逐像素 CHROM+PCA	频域分析/时域 分析
Tasli 等人(2014)	自适应选择面部区域	直接使用绿色通道信号	频域分析/时域 分析
Feng 等人(2015a)	自适应选择面部区域	直接使用感兴趣区域内颜 色均值	频域分析
Po 等人(2018)	自适应选择面部区域	ICA/小波变换修正	频域分析
Bobbia 等人(2019)	自适应选择面部区域	CHROM	频域分析
Kumar 等人(2015)	针对不同局部感兴趣 区域加权求和	直接使用感兴趣区域内颜 色均值	频域分析/时域 分析
DeHaan 和 VanLeest(2014)	面部皮肤区域	给定相机的特性下的颜色 空间投影	频域分析
Wang 等人(2017a)	面部皮肤区域	颜色空间投影	未说明
Feng 等人(2015b)	脸颊区域	面部运动状态下的反射模 型	时域分析
McDuff 等人(2015)	脸颊、额头区域	五通道视频上使用 ICA	五通道视频上 使用 ICA

接上表

文献	感兴趣区域	BVP 信号恢复方法	检测方法
Lam 和 Kuno(2015)	面部检测框内区域	不同像素间使用 ICA	频域分析+投票机制
Lewandowska 等人(2011)	脸颊、额头区域	PCA	频域分析
Tsouri 等人(2012)	面部检测框内区域	cICA	频域分析
Wei 等人(2012)	面部检测框内区域	拉普拉斯特征映射	频域分析
Pilz(2019)	面部皮肤区域	黎曼流形空间降维	频域分析
Tulyakov 等人(2016)	脸颊区域	CHROM+自适应矩阵补全+PCA	频域分析
黄继风等人(2020)	脸颊区域	CHROM+频域低秩分解	频域分析
周双等人(2019)	面部检测框内区域	CHROM+矩阵低秩分解	频域分析
Wang 等人(2017b)	面部皮肤区域	原始信号频域修正	频域分析
Wang 等人(2017c)	面部皮肤区域	基于正常心率范围的频域修正	频域分析
Gudi 等人(2019)	脸颊、额头区域	颜色空间投影+剔除头部运动在频域的影响	时域分析
Niu 等人(2017)	脸颊区域	CHROM+PCA 频域分析+分布学习	频域分析
Hsu 等人((014)	面部检测框内区域	原始颜色信息+ICA	频域特征回归
Osman 等人(2015)	面部检测框内区域	绿色通道+手工设计特征分类波峰所在位置	时域分析

接上表

文献	感兴趣区域	BVP 信号恢复方法	检测方法
Chen 等人(2019)	面部检测框内区域	运动表征+含注意力分支的 卷积神经网络	频域分析
Niu 等人(2018a)	面部皮肤区域	时空表示+模拟数据预训练 的卷积神经网络	HR
Niu 等人(2020)	面部皮肤区域	时空表示+考虑时序信息的 网络结构	HR
Qiu 等人(2019)	脸颊区域	多尺度时空表示+卷积神经 网络	HR
Niu 等人(2019)	面部皮肤区域	时空表示+数据增广+注意力 机制卷积网络	HR
Hsu 等人(2017)	面部皮肤区域	时频表示+卷积神经网络	HR
Spetlik 等人(2018)	面部检测框内区域	级联全卷积网络	HR
Yu 等人(2019a)	面部检测框内区域	3 维卷积网络	HR/RF/HRV

附录二：核心代码

```

1 clear; clc;
2 close all;
3 %% 读取视频
4 [filename, pathname] = uigetfile({'*.mp4', 'video file from phone (*.mp4)'}, ...
5 'please choose one video file');
6
7 if isequal(filename, 0) || isequal(pathname, 0) % 如果没有选择文件
8     return;
9 end
10
11 str = strcat(pathname, filename);
12 fprintf(['the video file is: ' filename '. \n']); % 显示文件名
13
14 videoFileReader = VideoReader(str); % 打开视频文件
15 frame_width = videoFileReader.Width; % 每帧宽度
16 frame_height = videoFileReader.Height; % 每帧高度
17 frame_format = videoFileReader.VideoFormat; % 图像是彩色还是黑白,
18 td = videoFileReader.Duration; % 视频拍摄的时间
19 Fs = videoFileReader.FrameRate; % 帧频率
20
21 if td < 70
22     str = ['在此版本程序中, 为了傅里叶分析准确, 视频时间要长于 70s。
23     ' ...
24     'The duration of the video should not be shorter than 70s ' ...
25     'for better analysing.'];
26     error(str);
27 else
28     td = 70;
29     frame_number = floor(Fs * td); % 帧数必须是整数
30 end
31
32 fprintf(['the number of frames is: ' num2str(frame_number) '. \n']);
33 fprintf(['the resolution of frames is: ' num2str(frame_width) '*'
34     ...
35     num2str(frame_height) '. \n']);
36
37 videoFrame = read(videoFileReader, 1);
38 channel_num = size(videoFrame, 3); % 颜色通道数量
39
40 %%截取 ROI 区域
41 % 方法一: 截取整个面部区域(除去眼部)

```

```

39.   RGB = zeros(channel_num, frame_number); % 定义数据变量
40.   temp = td / frame_number; % 连续两帧时间间隔
41.   t = temp:temp:td; % 时间轴
42.   faceDetector1 = vision.CascadeObjectDetector('FrontalFaceCART');
   %用于人脸识别的分类器
43.   faceDetector2 = vision.CascadeObjectDetector('EyePairSmall'); %用
   于识别眼睛的分类器
44.   videoPlayer = vision.VideoPlayer; % 用于显示视频的播放器
45.
46.   for i = 1:frame_number
47.       temp = read(videoFileReader, i); % 读一帧
48.       bbox1 = 4 * faceDetector1.step(imresize(temp, 1/4)); % 人脸识
   别
49.       bbox2 = faceDetector2.step(temp); % 眼睛识别
50.
51.       if ~isempty(bbox1) % 如果有人脸
52.           bboxSizes = bbox1(:, 3) .* bbox1(:, 4);
53.           [~, maxIndex] = max(bboxSizes);
54.           bbox1 = bbox1(maxIndex, :);
55.       end
56.
57.       if ~isempty(bbox2) % 如果有眼睛
58.           bbox2Sizes = bbox2(:, 3) .* bbox2(:, 4);
59.           [~, minIndex] = min(bbox2Sizes);
60.           bbox2 = bbox2(minIndex, :);
61.       end
62.
63.       for j = 1:channel_num
64.           temp(bbox2(2):(bbox2(2) + bbox2(4) -
   1), bbox2(1):(bbox2(1) + bbox2(3) - 1), j) = 0; % 将眼睛区域置零
65.           CutFace = temp(bbox1(2):(bbox1(2) + bbox1(4)), bbox1(1):(
   bbox1(1) + bbox1(3)), :); % 截取人脸区域
66.           RGB(j, i) = mean(mean(CutFace(:, :, j))));
67.       end
68.
69.       if ~isempty(bbox1)
70.           frame = insertObjectAnnotation(temp, 'rectangle', bbox1,
   'face'); % 在人脸上标记矩形框
71.       end
72.
73.       step(videoPlayer, frame); % 显示视频
74.   end
75.
76.   release(videoPlayer); % 释放播放器

```

```

77.
78.     figure,
79.
80.     for j = 1:channel_num
81.         subplot(channel_num, 1, j), plot(t, RGB(j, :), '.-'); % 画出每个通道的原始信号
82.         title(['通道' num2str(j) '的原始数据'
83.             '/the raw data of the number' ...
84.             num2str(j) 'channel'])
85.     end
86.
87. % 方法二：手动截取 ROI 区域
88. while (1)
89.     figure, imshow(videoFrame) % 显示一张图片
90.     scrsz = get(0, 'ScreenSize'); set(gcf, 'Position', scrsz); % 获取手动框选 ROI 区域的坐标
91.     title('the first frame 第一帧图片')
92.     [x, y] = ginput(2); % range of ROI 定义 ROI 区域
93.     x = floor(sort(x));
94.     y = floor(sort(y));
95.     temp = [x(1) x(1) x(2) x(2) x(1); ...
96.             y(1) y(2) y(2) y(1) y(1)];
97.     hold on; plot(temp(1, :), temp(2, :), 'r-'); hold off; % 画出 ROI 区域
98.     answer = questdlg('Is the selection ok?', 'ROI Selection', ...
99.         'ok', 'chose again', 'stop the program', 'stop the program');
100.
101.     switch answer % 判断是否选择正确
102.         case 'ok'
103.             break
104.         case 'chose again'
105.             close;
106.         case 'stop the program'
107.             return
108.     end
109. end
110.
111. figure,
112.
113. for j = 1:channel_num
114.     subplot(channel_num, 1, j), plot(t, RGB(j, :), '.-'); % 画出每个通道的原始信号

```

```

115     title(['通道' num2str(j) '的原始数据
/the raw data of the number' ...
116           num2str(j) 'channel'])
117 end
118
119 %% 脉搏波的平均幅值
120 for i = 1:channel_num
121     normalized_RGB(i,:) = zscore(RGB(i,:));
122 end
123 % 指定截止频率范围
124 lowFreq = 0.7; % 最低频率
125 highFreq = 2; % 最高频率
126 % 设计带通滤波器
127 filterOrder = 4; % 滤波器阶数
128 NyquistFreq = Fs/2;
129 Wn = [lowFreq/NyquistFreq, highFreq/NyquistFreq];
130 b = fir1(filterOrder, Wn, 'bandpass');
131 % 对信号应用滤波器
132 for i = 1:channel_num
133     filtered_RGB(i,:) = filter(b, 1, normalized_RGB(i,:));
134 end
135 % 计算信号的平均幅值
136
137 t_len = length(filtered_RGB(1,:));
138 t_cut = 1:t_len;
139 for j=1:channel_num
140     subplot(channel_num,1,j),plot(t_cut,filtered_RGB(j,:),'.-');
141     title(['通道' num2str(j) '的滤波后数据
/the filtered data of the number' ...
142           num2str(j) 'channel'])
143 end
144
145 %% 脉冲频率特征
146 dt = 1/30;
147 for i = 1:channel_num
148     diff_signal = diff(normalized_RGB(i,:));
149     derivative(i,:) = diff_signal / dt;
150 end
151
152
153 %% 脉搏形状变化率
154 dt = 1/30;
155 for i = 1:channel_num
156     diff_signal = diff(normalized_RGB(i,:));

```

```
157.     derivative_2(i,:) = diff_signal / dt;
158. end
159. %% 预测心率和血压
160. load("myNetwork.mat")
161. predict_data = sim(net,[mean_amplitude,derivative,derivative_2]);
```

外文资料

Transdermal Optical Imaging Reveal Basal Stress via Heart Rate Variability Analysis

I. INTRODUCTION

Humans encounter various stressful situations everyday at work, home, and school. Such stress when experienced at high degrees and/or for a long duration of time could lead to cardiovascular diseases, cognitive dysfunctions, and psychological disorders (Kofman et al., 2006; Pan and Li, 2007; Crowley et al., 2011). Currently, the assessment of stress relies on the analysis of psychometric (e.g., self-report questionnaires) and/or biometric (e.g., electrocardiography) data. While psychometric data can provide a glimpse into an individual's psychological state and stress level, it is heavily dependent upon a subjective reflection of events and conditions. On the other hand, biometric data can provide an objective evaluation of physiological activity that has been demonstrated to correlate well with psychological stress (Sharpley and Gordon, 1999; Tavel, 2001). However, biometric data are often obtained using instruments which require the attachment of electrodes or sensors onto the body by trained individuals. This use of physiological measurement instruments can be inconvenient. Thus, to date, we still face difficulties in monitoring stress levels both reliably and conveniently. The present research aimed to address these difficulties directly.

Over the last half century, research has revealed that human physiological changes in response to psychological stress, such as the amplitude of respiratory sinus arrhythmia (RSA), can reflect individual stress (Porges, 1995). When individuals encounter a stressful situation where a threat is perceived, their autonomic nervous system (ANS) works to adjust the internal state of their body and react to the situation. The two branches of ANS, the sympathetic and parasympathetic nervous systems, contribute in stress reaction. The sympathetic nervous system is concerned with challenges from the external environment, triggering the fight-or-flight response in stressful situations. In contrast, the parasympathetic nervous system is concerned with returning the body to a resting state or the state of homeostasis. When an individual experiences stress, the parasympathetic nervous system struggles to maintain homeostasis (Porges, 1995). Thus, an assessment of stress can be obtained by examining the level of homeostasis.

As part of the parasympathetic nervous system, the vagus nerve plays an essential role in the regulation of homeostasis because it is responsible for signaling the heart, lungs, and digestive tract to slow down and relax. The activity of the vagus nerve, otherwise known as vagal tone, would then be indicative of the level of homeostasis within the body. If individual stress decreases, then vagal tone increases, the heart slows down, and homeostasis is maintained. If individual stress increases, then vagal tone decreases, the heart quickens, and homeostasis is disrupted. A recent review of research by Castaldo et al. (2015) showed that parasympathetic vagal activity, as determined by heart rate variability (HRV) time series computed from electrocardiography (ECG) recordings, indeed decreases reliably during sessions involving stress. In addition, irregular increase and decrease of vagal tone would indicate chronic stress.

Although vagal tone can provide insight into an individual's stress level, the changes in vagal tone cannot be measured directly. Rather, vagal tone and corresponding information involving stress can be measured indirectly but reliably by RSA. RSA is the rhythmic increase and decrease in the beating of the heart, which occurs in the presence of breathing (Berntson et al., 1997). The heart rate increases with inhalation and decreases with exhalation. Studies have shown that a decrease in resting RSA is indicative of increased stress (Watkins et al., 1998; Friedman, 2007; Jonsson, 2007; Kemp et al., 2010; Kogan et al., 2012).

In order to obtain a measurement of RSA, variations in heartbeat must first be measured. Experimental evidence primarily relies on the use of ECG to observe HRV, analyzing the time period in milliseconds between each R-wave to obtain the R-R Interval (RRI). With information regarding the RRI, inferences can be made about stress. An increasing RRI variation indicates excitation of the vagus nerve as it works to decrease heart rate, and thus we can infer stress level to be low. A decreasing RRI variation indicates an inhibited vagus nerve, allowing heart rate to increase, and thus we can infer stress level to be high (Castaldo et al., 2015, 2016). However, assessment of RRI is not enough to determine vagal tone. The issue is that respiration is not the only contributor to variations in heart rate. There are oscillations at frequencies slower than that of respiration, such as Traube-Hering-Mayer waves, which provides information regarding the sympathetic nervous system rather than the parasympathetic

nervous system and stress (Porges, 1986). Thus, data from ECG recordings must be filtered to obtain various HRV features, including measurement of RSA and in effect an estimate of vagal tone that can provide information regarding individual stress levels.

Based on the evidences of cardiovascular changes in response to stress, we have specifically developed a new imaging technology called transdermal optical imaging (TOI) to assess stress conveniently, contactless, and remotely. This technology uses a conventional digital camera to video record participants' faces from a distance, analyzing facial blood flow information to obtain participants' heart rate and HRV.

Our TOI technology is built upon a century of research that has revealed cardiovascular activities to be obtainable via analyses of blood flow changes. It is well-established that light can travel beneath the skin and re-emit due to the translucent property of the skin (Brunsting and Sheard, 1929; Edwards and Duntley, 1939; Dawson et al., 1980). Furthermore, this re-emitted light can be captured by an optical sensor, from which blood flow information can be obtained (Anderson, 1991; Stamatas et al., 2004; Demirli et al., 2007). Information regarding blood flow changes reveal cardiovascular changes given that movement of blood from the heart to the rest of the body is part of the cardiovascular system. These discoveries have lead to the development of various methodologies (e.g., laser Doppler flowmetry, photoplethysmography) that measure cardiovascular activities optically. However, similar to the utilization of electrocardiography, these methodologies require the attachment of sensors to the body, which can be inconvenient.

Transdermal optical imaging overcomes the limitations of current methodologies by utilizing a digital video camera to conveniently, contactlessly, and remotely capture video images of the face for extraction of cardiovascular changes. This is possible because re-emitted light from underneath the skin is affected by chromophores, primarily hemoglobin and melanin (Nishidate et al., 2004), which have different color signatures. Given the difference in the color signatures, we can use machine learning to separate images of hemoglobin-rich regions from melanin-rich regions, ultimately obtaining video images of hemoglobin changes under the skin (Lee and Zheng, 2016). The face is ideal for analysis of blood flow changes because it is rich in vasculature

and exposed, allowing us to obtain blood flow information conveniently, contactlessly, and remotely.

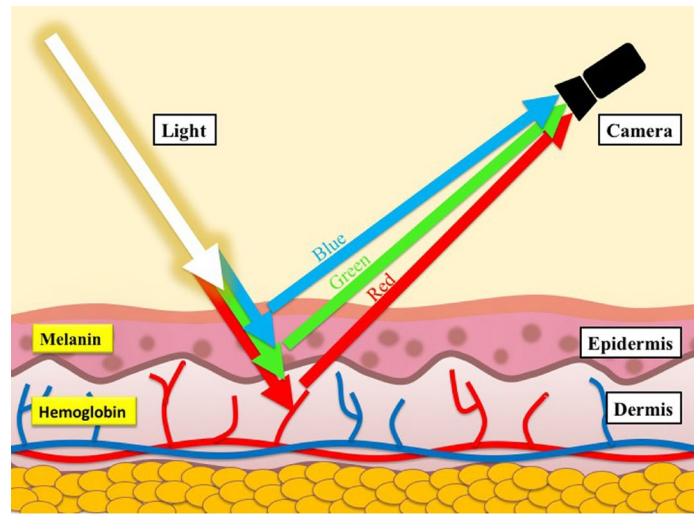


FIGURE 1. Illustration of the skin structure and the skin color model.

In the present study, we examined the validity of TOI in measuring heart rate and HRV, which reflects individual stress. We measured participants' cardiovascular activities while they were in a state of rest to assess their basal stress levels. We used the TOI methodology to obtain facial blood flow data reflecting heart rate, HRV, and basal stress levels. At the same time, in order to validate our TOI methodology, we compared the measurements obtained from TOI with those collected concurrently from an ECG system. We hypothesized that if there is a high positive correlation between data obtained from TOI and ECG, then cardiovascular changes as assessed by TOI should correspond with those by ECG, which were previously proven to correlate with individual stress. Thus, we would provide evidence to suggest TOI to be a valid methodology for assessing stress conveniently, contactlessly, and remotely.

II. Transdermal Optical Imaging Analysis

Transdermal optical imaging analysis is a novel imaging method that is capable of isolating hemoglobin concentration (HC) from raw human face images taken from a conventional digital camera. This analysis is based on the fact that the human facial skin is translucent (Brunsting and Sheard, 1929; Edwards and Duntley, 1939; Dawson et al., 1980). Light travels beneath the skin, and re-emits after traveling through different skin tissues. The re-emitted light may then be captured by optical cameras (Anderson, 1991; Stamatas et al., 2004; Demirli et al., 2007). The dominant chromophores affecting the re-emitted light are hemoglobin and melanin (Nishidate et al., 2004). Since hemoglobin and melanin have different color signatures, it has been found that it is possible to obtain images mainly reflecting HC under the epidermis. Capitalizing on this, TOI analysis first obtains each captured image, and then performs operations upon the image to generate a corresponding optimized HC image of a participant's face.

Isolating HC is accomplished by analyzing bitplanes in the video sequence to determine and isolate a set of the bitplanes that provide high signal-to-noise ratio (SNR) with regard to the facial cardiovascular activities. The determination of high SNR bitplanes is made with reference to a first training set of images constituting the captured video sequence coupled with facial blood flow measurements concurrently taken with FDA approved medical instruments that measure cardiovascular activities on the face (facial blood flows with a laser Doppler machine, and blood pressure waves with a continuous cuff-based oscillatory blood pressure monitor).

With respect to bitplanes, a digital image consists of a certain number of pixels; typically referred to as a configuration of width-times-height. Each pixel has one or more channels associated with it. Each channel has a dynamic range, typically 8 bits per pixel per channel. For color videos, each image typically has three channels: Red, Green, and Blue (RGB). As such, a bitplane is a view of a single bit of an image across all pixels (i.e., a 1-bit image per bit per channel).

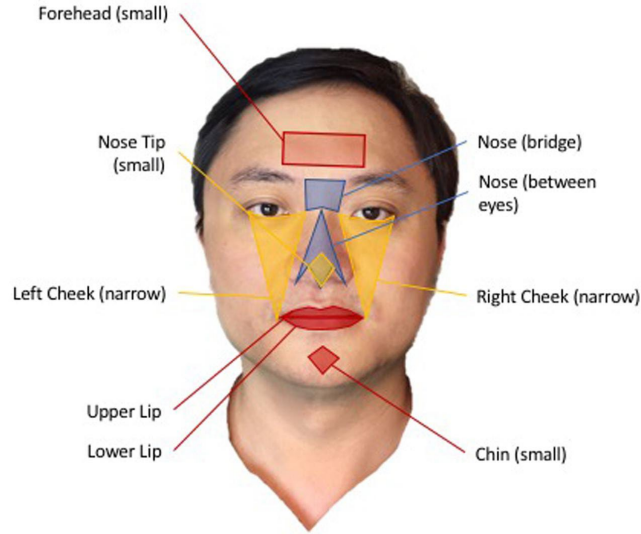


FIGURE 2. ROIs illustrated on the face of Paul Zheng

Using the raw images that consist of all bitplanes of all three RGB channels, signals that change over a particular time period (e.g., 120 s) on each of the pixels are extracted. Using the signals from each pixel, machine learning is employed to systematically identify bitplanes that will significantly increase the signal differentiation and bitplanes that will contribute nothing or decrease the signal differentiation. After discarding the latter, the remaining bitplane images optimally determine the blood flow. To further improve SNR, the result can be fed back to the machine learning process repeatedly until the SNR reaches an optimal asymptote. The machine learning process involves manipulating the bitplane vectors using image subtraction and addition to maximize the signal differences in all ROIs over the time period for a portion (e.g., 70, 80, 90%) of the subject data and validate on the remaining subject data. The addition or subtraction is performed in a pixel-wise manner. The resulting images thus contain information corresponding to HC in each pixel, which were then put together as video images to reflect HC changes in all parts of the face (for details, see Lee and Zheng, 2016).

For the present study, we divided the face into nine regions of interests (ROIs): Forehead Small, Nose Between Eyes, Nose Bridge Full, Nose Tip Small, Right Cheek Narrow, Left Cheek Narrow, Upper Lip, Lower Lip, Chin Small (Figure 4). We averaged the data obtained from all pixels in each ROI to further increase SNR. Next, we applied Hilbert-Huang transform to filtered ROI signal (Li et al., 2011). The transform provided us with the principle frequency component of TOI signal. Using

synthesized frequency, peaks of heartbeat were reconstructed to obtain heart rate and the intervals between heartbeats (i.e., RRI) were measured.

中文翻译

经皮光学成像通过心率变异性分析揭示基础压力

一. 引言

人类每天在工作、家庭和学校都会遇到各种压力情况。这种压力如果程度高和/或持续时间长,可能导致心血管疾病、认知功能障碍和心理障碍(Kofman 等人, 2006; Pan 和 Li, 2007; Crowley 等人, 2011)。目前,压力的评估依赖于心理测量(如自我报告问卷)和/或生物测量(如心电图)数据的分析。虽然心理测量数据可以提供一个人的心理状态和压力水平的一瞥,但它在很大程度上依赖于对事件和条件的主观反映。另一方面,生物统计学数据可以提供对生理活动的客观评价,已被证明与心理压力有很好的相关性(Sharpley and Gordon, 1999; Tavel, 2001)。然而,生物识别数据通常是使用需要由受过训练的人将电极或传感器固定在身体上的仪器获得的。这种生理测量仪器的使用可能是不方便的。因此,到目前为止,本文在可靠和方便地监测压力水平方面仍然面临困难。本研究的目的是直接解决这些困难。

在过去的半个世纪里,研究发现,人类对心理压力的生理变化,如呼吸窦性心律失常(RSA)的振幅,可以反映个体的压力(Porges, 1995)。当个人遇到感觉到威胁的应激情况时,他们的自律神经系统(ANS)会努力调整身体的内部状态并对这种情况作出反应。自律神经系统的两个分支,即交感神经系统和副交感神经系统,在压力反应中发挥作用。交感神经系统关注来自外部环境的挑战,在压力大的情况下触发战斗或逃跑反应。相比之下,副交感神经系统关注的是使身体恢复到静止状态或平衡状态。当一个人经历压力时,副交感神经系统会努力维持平衡状态(Porges, 1995)。因此,对压力的评估可以通过检查平衡状态的水平得到。

作为副交感神经系统的一部分,迷走神经在调节平衡方面起着至关重要的作用,因为它负责向心脏、肺和消化道发出信号,使其放慢速度并放松。迷走神经的活动,也就是所谓的迷走神经张力,将显示身体内的平衡水平。如果个人压力减少,那么迷走神经张力就会增加,心脏就会减慢,平衡就会保持。如果个人压力增加,那么迷走神经张力下降,心脏加速,平衡被破坏。Castaldo 等人(2015)最近的研究回顾表明,由心电图(ECG)记录计算的心率变异性(HRV)时间序列确定的副交感神经迷走神经活动,在涉及压力的环节中确实可靠地减少了。此外,迷走神经张力的不规则增加和减少将表明慢性压力。

尽管迷走神经可以提供对个人压力水平的洞察力,但迷走神经的变化不能直接测量。相反,迷走神经张力和涉及压力的相应信息可以通过 RSA 间接但可

靠地测量。RSA 是心脏跳动的节律性增加和减少,它发生在呼吸的情况下(Berntson 等人,1997)。心率随着吸气而增加,随着呼气而减少。研究表明,静息 RSA 的下降表明压力增加(Watkins 等人,1998;Friedman,2007;Jonsson,2007;Kemp 等人,2010;Kogan 等人,2012)。

为了获得 RSA 的测量,必须首先测量心跳的变化。实验证据主要依赖于使用心电图来观察心率变异,分析每个 R 波之间的时间段(以毫秒为单位)来获得 R-R 间期(RRI)。有了关于 RRI 的信息,就可以对压力作出推断。RRI 变化的增加表明迷走神经的兴奋,因为它在努力降低心率,因此可以推断压力水平较低。RRI 变化的减少表明迷走神经受到抑制,允许心率增加,因此可以推断压力水平高(Castaldo 等人,2015 年,2016 年)。然而,对 RRI 的评估不足以确定迷走神经张力。问题是,呼吸不是心率变化的唯一因素。有一些频率比呼吸慢的振荡,如 Traube-Hering-Mayer 波,它提供了关于交感神经系统而不是副交感神经系统和压力的信息(Porges,1986)。因此,心电图记录的数据必须经过过滤以获得各种心率变异的特征,包括 RSA 的测量,实际上是对迷走神经张力的估计,可以提供有关个人压力水平的信息。

基于对压力反应的心血管变化的证据,本文使用了一种新的成像技术,称为经皮光学成像(TOI),以方便地、非接触地和远程地评估压力。这项技术使用传统的数码相机从远处对参与者的面部进行录像,分析面部血流信息以获得参与者的心率和心率变异。

我们的 TOI 技术是建立在一个世纪的研究之上的,该研究揭示了通过分析血流变化可以获得心血管活动。已经证实,由于皮肤的半透明特性,光可以在皮肤下传播并重新发射(Brunsting and Sheard,1929;Edwards and Duntley,1939;Dawson et al.,1980)。此外,这种再发射的光可以被一个光学传感器捕获,从中可以获得血流信息(Anderson,1991;Stamatas 等人,2004;Demirli 等人,2007)。鉴于血液从心脏到身体其他部位的运动是心血管系统的一部分,有关血流变化的信息显示了心血管的变化。这些发现导致了各种方法的发展(如激光多普勒血流仪、光密度计),以光学方法测量心血管活动。然而,与心电图的使用类似,这些方法需要将传感器固定在身体上,这可能是不方便的。

经皮光学成像克服了目前方法的局限性,它利用数字摄像机方便地、无接触地、远程地捕捉面部视频图像以提取心血管变化。这是可能的,因为从皮肤下重新发射的光受到发色团的影响,主要是血红蛋白和黑色素(Nishidate 等人,2004),它们有不同的颜色特征。鉴于颜色特征的不同,我们可以使用机器学习将富含血红蛋白的区域的图像与富含黑色素的区域分开,最终获得皮肤下血红蛋白变化的视频图像(Lee and Zheng,2016)。面部是分析血流变化的理想场

所，因为它有丰富的血管并暴露在外，使我们能够方便地、非接触式地、远程地获得血流信息。

在本研究中，我们研究了 TOI 在测量反映个人压力的心率和心率变异方面的有效性。我们在参与者处于休息状态时测量他们的心血管活动，以评估他们的基础压力水平。我们使用 TOI 方法获得反映心率、HRV 和基础压力水平的面部血流数据。同时，为了验证我们的 TOI 方法，我们将从 TOI 获得的测量数据与同时从心电图系统收集的数据进行了比较。我们假设，如果从 TOI 和心电图获得的数据之间存在高度的正相关，那么通过 TOI 评估的心血管变化应该与心电图评估的心血管变化相对应，这在以前被证明与个人压力相关。因此，我们将提供证据，表明 TOI 是一种有效的方法，可以方便地、无接触地和远程地评估压力。

二. 经皮光学成像分析

经皮光学成像分析是一种新颖的成像方法,能够从传统数码相机拍摄的人类面部原始图像中分离出血红蛋白浓度(HC)。这种分析的基础是人类面部皮肤是半透明的(Brunsting 和 Sheard, 1929; Edwards 和 Duntley, 1939; Dawson 等人, 1980)。光线在皮肤下面旅行,在穿过不同的皮肤组织后重新发射。然后,重新发射的光可以被光学相机捕获(Anderson, 1991; Stamatas 等人, 2004; Demirli 等人, 2007)。影响再发射光的主要发色团是血红蛋白和黑色素(Nishidate 等人, 2004)。由于血红蛋白和黑色素有不同的颜色特征,已经发现有可能获得主要反映表皮下 HC 的图像。利用这一点,TOI 分析首先获得每张捕获的图像,然后对图像进行操作,以生成参与者面部相应的优化 HC 图像。

隔离 HC 是通过分析视频序列中的位平面来完成的,以确定和隔离一组提供有关面部心血管活动的高信噪比(SNR)的位平面。高信噪比位面的确定是参照构成拍摄的视频序列的第一组训练图像,以及用 FDA 批准的测量面部心血管活动的医疗仪器同时进行的面部血流测量(用激光多普勒仪测量面部血流,用连续袖带式振荡血压计测量血压波)。

关于比特平面,数字图像由一定数量的像素组成;通常被称为宽度-时间-高度的配置。每个像素都有一个或多个与之相关的通道。每个通道都有一个动态范围,通常每个通道每个像素有 8 比特。对于彩色视频,每个图像通常有三个通道:红、绿、蓝(RGB)。因此,比特平面是一个跨越所有像素的图像的单一比特的视图(即每通道每比特的 1 比特图像)。

使用由所有三个 RGB 通道的所有位面组成的原始图像,提取每个像素在特定时间段(如 120 秒)内变化的信号。利用每个像素的信号,机器学习被用来系统地识别那些将显著提高信号区分度的位面,以及那些将毫无贡献或降低信号区分度的位面。丢弃后者后,剩余的位面图像可以最佳地确定血流。为了进一步提高信噪比,可以将结果反复反馈给机器学习过程,直到信噪比达到最佳渐近值。机器学习过程包括使用图像减法和加法对位面向量进行操作,以使一部分受试者数据(如 70、80、90%)的所有 ROI 在时间段内的信号差异最大化,并对剩余受试者数据进行验证。加法或减法是像素的方式进行的。因此,所得到的图像包含了每个像素中对应的 HC 的信息,然后将其放在一起作为视频图像,以反映面部所有部位的 HC 变化(详见 Lee 和 Zheng, 2016)。

在本研究中,我们将脸部分为九个兴趣区域(ROI): 额头小,两眼之间的鼻子,鼻梁满,鼻尖小,右脸颊窄,左脸颊窄,上唇,下唇,下巴小(图 4)。我们对每个 ROI 的所有像素获得的数据进行了平均,以进一步提高 SNR。接下来,我们将 Hilbert-Huang 变换应用于过滤的 ROI 信号(Li 等人, 2011)。该变换为我们提供了 TOI 信号的主要频率成分。利用合成的频率,重建心跳的峰值以

获得心率，并测量心跳的间隔(即 RRI)。

利用上述过程，对参与者面部的每段视频进行分析，以获得反映与压力相关的心血管活动的面部血流信息。通过重建心跳的峰值和测量 RRIs，我们获得了压力，与我们从使用 BIOPAC ECG 收集的数据中提取信息的方式相同。我们将 RRIs 绘制在 Poincare 图上，并分析了心率变异的特征，特别是 SD1/SD2。

致 谢

行文至此，已写到本文的最后一节，四年的本科生涯也即将结束。始于 2019 年金秋，终于 2023 年盛夏。

饮水思源，学成念吾师。首先，我要感谢我的毕业设计指导老师。他专业知识渊博，为学严谨严格，待人和蔼可亲，体恤学生，指导有方，令我十分敬佩。在我论文的撰写过程中，他耐心指导我润色行文，并引导我培养自学能力。在他的指引下，我在学术领域受益匪浅。同时，我还想特别感谢曾经给予过我帮助的老师。他们以身作则，教导我如何做人、如何学习、如何处理人际关系等，这些都是我一生受用的宝贵财富。他们的教诲让我在大学四年里不断成长，也为我未来的人生道路指明了方向。

四海皆兄弟，谁为行路人。其次，我要感谢我的朋友们，与他们相处的这段时光我非常开心。其中包括同专业的同学、我的室友、各种社团以及学生会里志同道合的朋友，以及通过竞赛和实践活动结识的队友，无论是在学业和生活中，他们都给予了我诸多帮助。

此外，我还要感谢一直默默支持我的家人。感谢他们为我提供受教育的机会，使我能够在高等教育的海洋中自由遨游。特别是在我到达学业的低谷期，一蹶不振的时候，他们都选择义无反顾的支持和鼓励我，令我非常感动。

最后，感谢天津工业大学所提供给我的学习和生活的环境。我加入了国际教育学院学生会，在那里认识了很多外国留学生，我也从中找到了跨文化交流的乐趣。我还参加过许多校级乃至国家级的竞赛，实践能力得到充分锻炼，为以后的科研和职业生涯打好坚实的基础。

寥寥几语，难诉衷肠。本文可以停留在第六个章节，但人生还需继续。在未来一年，我将远赴异国他乡开启一段全新的读研生活。人生终有一别，在未来的道路上，我将继续保持感恩之心，珍惜所学所得，不忘初心，砥砺前行。也祝愿我的所有老师、朋友和同学都能有最好的未来，我们一定会在顶峰相见。

感恩所有经历，感恩所有遇见。