

<http://www.ixueshu.com>

<http://www.ixueshu.com>

# 基于机器视觉多信息融合的疲劳状态检测

## **Detection on fatigue state based on fusion of multi-machine vision technique**

<http://www.ixueshu.com>

学科专业：生物医学工程

研 究 生：焦彬

指导教师：朱险峰 副教授

天津大学精密仪器与光电子工程学院

二零一五年十二月

# 摘要

随着生活节奏的加快和娱乐性活动的增多，人们每天用于休息的时间越来越短，从而很难能够以较充足的精力投入到每天的工作和学习中，这不但直接影响自己的工作能力而且在特殊的行业很有可能造成极大的经济损失和人员伤亡。特别是在航空航天、长途运输、大型服务器监管等行业，一旦操作员在精神疲劳状态下工作，将会使整个系统处于极其危险的境地。而目前，精神疲劳的检测设备往往都存在很多缺点，难以应用于这些场合，因此，急需一种新型的疲劳状态检测系统。

本文提出了一种基于机器视觉的多信息融合的疲劳状态检测系统，首先，提出一种基于机器视觉的心率检测方法，并针对该检测系统中存在的 CMOS 摄像头引起的相位误差和图像采集系统引起的时钟抖动误差，提出了基于幅频叠加算法的相位误差消除方法和基于时间表的三次样条插值方法消除采集系统延时引起的随机误差，从而提高了该检测系统的测量精度。其次，将这种心率检测算法通过插值重构后做心率变异性分析，并结合实验发现基于机器视觉的心率变异性分析中的时域均值和频域高频分量与人的疲劳状态具有一定的相关性，因此可以采用时域均值和频域高频分量作为疲劳状态研究的特征量。最后，将这种心率变异性分析的疲劳状态检测方法和 P80 疲劳判定标准相结合，并通过实验验证了融合后的系统能够判断出受试者不同的疲劳状态和深度疲劳状态，同时也提出了融合模型，可以根据不同的应用场景设置不同的疲劳检测深度，从而达到对疲劳状态预警的作用。

因此，这种基于一个摄像头的多信息融合的疲劳状态检测方法可以用于不同深度的疲劳检测和预警，并且具有操作简单、成本低廉、无侵入性等优点，具有极大的应用价值。

**关键词：** 非接触式心率测量，摄像头相位误差，系统时钟抖动误差，疲劳状态检测，多信息融合

# ABSTRACT

With living rhythm more and more quickly, people have less and less time to rest each day, which makes it difficult to be able to have adequate energy into the daily work and learning. In this circumstance, ability to work will be deskilled, even more it may cause great economic losses and casualties in a particular industry. Especially in field of aerospace, long-distance transport, large servers regulatory, once the operator work in mental fatigue state, it will make the entire system in a very dangerous situation. Recently, most of mental fatigue detection system have many weaknesses, which are unacceptable in these industry. Therefore, a new fatigue detection system is urgently needed.

A new method of fatigue state detection is presented in this paper, which fuse multi-technique based on machine vision. Firstly, it presents a new technique of heart rate measurement based on machine vision. In order to improve the accuracy of the heart rate measurement, two new method are proposed: average in frequency and a cubic spline interpolation reconstruction method based on actual schedules. What's more, experiments of simulation and real heart rate measurement show that the algorithm is sufficiently effective to enhance both the amplitude and frequency precisions. Secondly, use the cam-based heart rate measurement technique in heart rate variability that can be applied in fatigue detection, and experiments of fatigue detection proof the properties of the method. Therefore, time domain and frequency domain of heart rate variability is concerned to the fatigue state detection. Finally, the technique fused cam-based heart rate measurement and P80 measurement is tested by experiments in different objects and it shows that average in time domain and high-frequency component in frequency domain of the heart rate variability are related to fatigue state. And the P80 is more relevant to the deep-fatigue. A new model fused with multi-characteristic of fatigue is presented in this paper, which can be applied to different industries by adjusting the parameters.

As a result, the fatigue state detection system can be used as a monitor of fatigue state and early warning system of fatigue, which has advantages of simple operation, low cost, non-invasive, etc. and has great value in practical application.

**KEY WORDS:** non-contact heart rate detection, camera phase error, system

latency error, fatigue state detection, fusion of multi-characteristic

<http://www.ixueshu.com>

# 目 录

第一章 绪论 .....	1
1.1 课题研究背景及意义 .....	1
1.1.1 课题研究背景 .....	1
1.1.2 课题研究意义 .....	2
1.2 课题相关研究现状 .....	3
1.2.1 疲劳及其评估：什么是疲劳，疲劳的客观指标 .....	3
1.2.2 疲劳状态检测方法研究现状 .....	3
1.2.3 存在的问题 .....	5
1.3 论文组织和安排 .....	6
1.4 本章小结 .....	7
第二章 基于机器视觉的心率检测 .....	8
2.1 基于机器视觉的心率检测原理和方法 .....	8
2.1.1 引言 .....	8
2.1.2 基于机器视觉的心率检测原理 .....	8
2.1.3 基于机器视觉的心率检测方法 .....	9
2.2 提高心率测量精度的方法 .....	12
2.2.1 引言 .....	12
2.2.2 仿真实验装置 .....	13
2.2.3 消除摄像头的相位误差 .....	13
2.2.4 减小系统时钟抖动误差 .....	16
2.2.5 AITD、AIFD 对比实验分析 .....	18
2.2.6 基于时间表的信号重构实验 .....	19
2.3 本章小结 .....	21
第三章 基于机器视觉多信息融合的疲劳状态检测 .....	23
3.1 引言 .....	23
3.2 心率疲劳特征分析 .....	24
3.3 眼部疲劳特征分析 .....	25
3.4 多信息融合的疲劳状态检测模型 .....	27
3.5 本章小结 .....	29
第四章 实验验证及结果分析 .....	30
4.1 引言 .....	30
4.2 实验装置 .....	30

4.3 实验内容 .....	31
4.3.1 实验方法 .....	31
4.3.2 HRV 分析 .....	32
4.4 实验结果 .....	34
4.5 本章小结 .....	35
第五章 嵌入式系统设计 .....	37
5.1 系统整体设计方案 .....	37
5.2 硬件平台介绍 .....	38
5.3 软件设计 .....	42
5.4 基于嵌入式系统的优化处理.....	46
5.5 本章小结 .....	47
第六章 总结和展望 .....	49
6.1 本文总结 .....	49
6.1.1 提高基于机器视觉的心率测量的精度.....	49
6.1.2 基于多信息融合的疲劳状态检测方法.....	49
6.2 展望 .....	50
参考文献 .....	52
发表论文和参加科研情况说明 .....	55
致    谢 .....	56

<http://www.ixueshu.com>



## 第一章 绪论

### 1.1 课题研究背景及意义

#### 1.1.1 课题研究背景

随着社会的发展和进步,人们的生活节奏越来越快,而且夜生活越来越丰富,因此,很容易造成睡眠不足、超负荷作业,使人的工作效能低下,不能够很好的胜任工作。在疲劳状态下工作不仅会降低自身的业务能力,而且还会带来严重的后果,甚至导致生命危险,特别是交通运输、机械传动等行业。据相关研究发现,在航空航天领域,由于工作人员精神疲劳而引起的事故高达85%以上;在长途交通运输领域,由于驾驶员精神疲劳而引起的交通事故更是比比皆是;在其他领域,比如大型服务器监督系统中,由于操作人员的脑力警觉度不足,监管不力,导致服务器瘫痪,在核工业中,工作人员的一时疏忽就可能造成无法挽回的巨大的损害[1]。

在航空航天中,每一部工作组件的运作都是十分精准的,需要工作组工作人员始终保持高度的警觉,一旦反应迟钝,或者由于疲劳而误操作,都会使飞机、航天器的永久性损坏,造成毁灭性的重大空难。由于人的精神疲劳没有明确的指标及快速的诊断方法,因此,很多时候工作人员并不能意识到自己已经处于疲劳状态,警觉度已经不能满足工作的要求,而继续工作,这种现象的危害性可想而知。精神疲劳状态下,经研究发现,只要能保证短暂的休息,人们很快就可以恢复精力。因此,疲劳预警装置起着举足轻重的作用。

在交通运输领域,随着汽车总量的逐年增加,交通事故也越来越多,给世界各国造成了巨大的人员伤亡和财产损失。《2014年国民经济和社会发展统计公报》指出近些年我国的汽车保有量正在逐年升高,其中在2014年达到了一个新的高度,相比于2013年,增长了12.4%,汽车总量达到15447万辆。在对2014年的数据研究发现由于交通事故而死亡的人口数量竟达34292人,相比于2013年的数据,死亡人数增加了2688人,死亡率增加了8.5%。该公报还给出了2012年和2011年的相对统计数据,相比于2012年由交通事故引起的死亡率增长了13.46%,相比于2011年死亡率增长了15.78%。可见,近年来我国交通事故导致的死亡人数呈现出逐年增长的趋势,这些灾难对社会和家庭都产生了极大的影响。Maclean等对交通事故进行统计研究发现,其中,大约有40%以上的交通事故都是由于驾驶员处于疲劳状态时发生的[2]。因此,疲劳驾驶已成为人类的一

大公害，威胁着人类的健康和安全。李都厚等人通过对疲劳驾驶与交通事故的关系进行研究和分析，他们指出：在高速公路上更易发生疲劳驾驶的现象，由此而引发的交通事故比例远远高于普通公路；而如果能够使驾驶员有充足的睡眠或者短暂的休息、使用疲劳预警装置等方法，可以有效预防疲劳驾驶的产生，进而大幅减少由此而引发的交通事故[3]。据研究发现，疲劳驾驶引起的交通事故，往往是由于驾驶员已经进入疲劳驾驶阶段，而未能及时的采取有效措施制止而造成的。因此，如果能够在驾驶员刚进入疲劳状态时或者驾驶员的疲劳深度的逐渐加深时，就能检测到并且发出警报或者强制车辆停止运行，则能够有效预防由于驾驶员疲劳而引起的交通事故的发生，保护人类生命和财产的安全。所以，采取有效的预警措施，使驾驶员能够短暂的休息，将会大大减少此类事故的发生。

在其他领域，比如大型计算机控制系统的监督和调度相关工作、自动化仪表和机械的加工等，这些工作大多数都是工作性质单一、工作乏味，很容易使工作人员进入疲劳状态，而这些行业又要求工作人员时刻保持高度警惕的状态，因此，如何能够有效的评估和判断操作人员的疲劳状态信息至关重要。

### 1.1.2 课题研究意义

高度自动化、智能化的今天，对体力上的要求越来越低，而对精神状况要求越来越高，一旦进入精神疲劳状态，就潜藏着极大的危险。正如上节中所谈到的，疲劳状态相当于一个“隐形杀手”，时刻威胁着人们的工作甚至是生命。因此，如果能够有效检测出这种疲劳状态，并且对受试者发出警报的信号，进而提醒工作人员进行短暂的休息或者调换不同人员，这不但可以使个人工作效能提升、公司效益提高，而且能够有效降低由于疲劳误操作而引起事故的发生率。

近几十年来，疲劳状态的检测方法受到了各界广泛关注，也成为国内外研究学者们研究的热门问题。但是由于受检测环境的特殊性和检测方法的限制性，疲劳状态检测装置普遍存在检测灵敏度不高、可靠性差、对受试者影响大等问题。并且，大多检测方法还只是停留在实验室等特殊场合，未能真正投入到市场中使用。在需求量最大的疲劳驾驶检测领域中，市面上销售的检测装置要么检测精度低要么价格昂贵，很难为普通消费者所能接受的。因此，如何提高精神疲劳状态检测方法的准确性、简单性以及如何降低检测设备的成本是当下亟待解决的问题。

## 1.2 课题相关研究现状

### 1.2.1 疲劳及其评估：什么是疲劳，疲劳的客观指标

疲劳是指人在高强度或者长时间连续工作而产生的一系列不正常的生理和心理变化。目前，心理学上把疲劳分为生理疲劳和心理疲劳两种类型。（1）生理疲劳,指的是人们在工作活动过程中，由于身体肌肉承担一定的负担而引起的疲劳现象。主要是由体力劳动引起，在临床上主要表现为动作失调、肌肉酸痛等。

（2）心理疲劳，指的是虽然体力上工作强度不大但因工作过程中，脑力活动密集、精神长时间处于高度紧张状态或者工作单调所产生的疲劳现象，也称为精神疲劳。正如上文中提到的航空航天领域、长途交通运输领域、核工业领域等，这些领域中的工作者往往由于脑力劳动而引起的疲劳，一般认为是心理疲劳。对于精神疲劳，在心理学上，把工作效能降低、工作质量下降和错误率增加作为疲劳的三大客观指标。

世界各国学者经过几十年的精神疲劳研究发现，在精神疲劳时，从检测对象的生理指标中，可以提取出与精神疲劳相关的客观量；从检测对象的行为特征中，也可以提取出与精神疲劳相关的表现。其中，生理客观指标主要为：（1）可以通过脑电信号中不同的脑电波的变化情况来判定疲劳状态，主要对脑电信号中的 $\alpha$ 波、 $\beta$ 波、 $\theta$ 波、 $\delta$ 波进行监测和评估；（2）可以通过对心电信号中的心跳间期进行时域统计分析和和频谱分析，提取出时域和频域中的与疲劳状态相关的变量，从而能够检测到疲劳状态；（3）还可以通过对呼吸的幅度和频率、与交感神经和副交感神经调节相关的生化指标的测量来检测是否处于疲劳状态。行为特征主要为：（1）眼部特征，在疲劳时眨眼频率和眼睛闭合时间都会发生明显的变化，因此，可以通过对眼部特征的提取和对比分析来检测是否处于疲劳状态；（2）视线特征，处于精神疲劳状态时，人们的视线移动速度会明显降低，因此，可以通过对视线的检测来判定疲劳状态；（3）嘴部特征，根据人的生理特征，在疲劳时，往往会经常打哈欠，从而根据嘴部特征能够检测出疲劳状态。

本课题主要研究对象为心理疲劳，以下简称疲劳，通过实验分析和评估，提出了一种操作简单、成本低廉的检测系统。

### 1.2.2 疲劳状态检测方法研究现状

虽然疲劳难以界定，但经过这么多年的研究和实验，主要提出了三大类检测方法：主观量表法，个人生理信息判定法和个人行为判定法。

#### 主观量表法

通过问卷调查的方式,测试受试者的反应能力、计算能力、精神状况等,一般有主观自测法和主观他测法两种形式,常用的主观量表有 KSS 主观量表、斯坦福睡眠量表[4, 5]、Epworth 睡眠量表[6]、Chalder 疲劳量表[7],这些量表主要根据心理学三大客观指标,并通过大量统计实验得到的,在检测对象配合的情况下具有一定的准确性,同时它还具有操作简单、成本低廉、无侵入性等优点,目前此类方法广泛应用于飞行员疲劳评定、疲劳驾驶的判定、脑力疲劳状态检测等领域。

### 个人生理信息判定法

根据个人生理信息判定疲劳状态的方法首选疲劳判定的金标准——EEG (Electroencephalography)、ECG (Electrocardiograph)。随着近些年来对 EEG 信号检测技术的不断钻研和实验,现在已有 10-20 系统的 EEG 检测技术,能够覆盖检测对象的整个头皮,从而获得丰富的生理参数,进而能够有效评定大脑的中枢神经系统的各项变化。基于 EEG 的疲劳判定方法主要根据脑电波中的  $\delta$ ,  $\theta$ ,  $\alpha$  和  $\beta$  波的时频域变化进行特征提取和信号分析,从而判定受试者的疲劳状态和疲劳深度[8-12]。利用静息状态下的 EEG 信号来判定疲劳状态的方法具有很高的准确性,但是脑电的信号检测设备冗余,需要受试者保持长期的稳定状态,而且严重影响收拾者的活动能力,因此,此类方法很难应用于实践中。

基于 ECG 的疲劳判定通过检测受试者的心电信号,然后对心电信号作滤波处理,从而检测出一定时间内的 R 波,通过提取相邻 R 波间的时间间隔(即, RR 间期),并对 RR 间期在时域上统计均值、标准差等,在频域上将其分为不同的频率段,统计各个频率段在不同疲劳状态下的变化规律。这种基于 RR 间期的时域和频域统计分析方法叫做心率变异性分析(Heart Rate Variability, HRV),经过研究发现 HRV 中的一些特征量与疲劳状态具有一定的相关性。李增勇等人根据驾驶员心率变异性的高频成分 HF、低频成分 LF 以及 LF/HF 的变化对驾驶员的疲劳状态进行评估[13],发现随着驾驶员疲劳状态的加深,LF 成分逐渐升高,而 HF 成分逐渐降低。因此,他们认为 LF 和 HF 可以作为疲劳判定的依据。Chih-Ming Hsu 等人采用希尔伯特空间变换的方法,对心电的 RR 间期做时频谱分析,发现随着疲劳程度的加深,LF/HF 比值逐渐降低[14]。董占勋等人结合 HRV 的线性指标(LF/HF)和非线性指标,可以稳定、准确的检测受试者的脑力疲劳[15]。

有些研究者通过对受试者的皮电信号和呼吸信号研究发现,在受试者进入疲劳状态时,皮电信号呈现出逐渐上升趋势,呼吸会逐渐变慢,呼吸频率逐渐降低,并且随着时间的延长,逐渐平稳下来[16, 17]。

### 个人行为特征判定法

在个人行为特征判定的方法中,最常用也是最易于接收到的方法是基于眼部特征的疲劳检测方法。此类方法又分为三种,分别为眼睛闭合度 PERCLOS 准则 (Percentage of Eyelid Closure Over the Pupil Over Tim)、检测眨眼频率、检测瞳孔注意力方向和大小[18-24]。

PERCLOS 准则主要是根据受试者在单位时间内眼睛的闭合度进行判定的,1994 年,美国国家公路交通安全局通过对疲劳驾驶的相关研究及模拟实验,发现 PERCLOS 准则能够很好的判定疲劳状态且只需一个摄像头便能采集到所需特征信息,因此,此类方法的具有检测装置简单、准确度可观、成本相对较低等优点。随后,此类方法被广泛应用于疲劳驾驶检测中。华盛顿大学的 John Stern 博士、Qiang Ji 以及 Xiangyang Li 等人通过对大量驾驶员的研究和实验,发现如果驾驶员的眼睛闭合时间超过 0.15s 时,驾驶员会出现反应迟钝等现象,且这时很容易发生交通事故,因此,他们认为可以把眨眼频率作为一种疲劳驾驶的判定方法[19,20]。还有一些研究者通过对瞳孔注意力方向和瞳孔大小的研究发现,当检测对象在疲劳状态时,视线方向的变化缓慢,而在清醒状态时,视线的灵活性更强,因此,他们把视线方向作为一种疲劳判定的方法。除此之外,在人处于疲劳或者瞌睡状态时,瞳孔直径的变化频率会增加,因此,瞳孔直径也被作为一种疲劳判定的依据。

还有一些针对特殊应用领域的特殊的疲劳状态检测方法,比如在交通运输领域,根据驾驶员对机动车的操控行为特征来判定驾驶员是否处于疲劳期。Baronti E 等人将多个电容传感器分别嵌入到方向盘中作为一种压力传感器,通过检测驾驶员在驾驶过程中对方向盘的握力大小来判定是否处于疲劳状态,经过实验,他们发现在疲劳驾驶状态下,驾驶员握方向盘的力度明显降低,因此,他们根据握力大小来判定驾驶员的疲劳状态[25]; Chang T H 等人利用车载摄像头实时检测车道标志线,在驾驶员驾驶习惯良好、精神状态清醒时,车道标志线不会有大的变化,而驾驶员处于疲劳状态时,车辆的形式路线变化较大,因此,他们将检测到的车道变化情况作为疲劳驾驶判定的依据。

### 1.2.3 存在的问题

主观量表法具有操作简单、成本低廉的优点,具有一定的实际应用价值。但是它易受主观因素的影响,如果检测对象存在试图猜测最佳答案、隐瞒实情等情况,此类方法的准确性就难以保证。而且主观量表法主要以问卷调查的方式进行测试的,不具有实时性,这在驾驶员驾驶的过程中或者在工作人员工作的过程中难以进行。因此,主观量表法不能应用于实时监测的场所,往往作为一种疲劳状



态判定的参考。

在理想的实验条件下，基于 EEG、ECG 的疲劳状态检测方法具有较高的检测精度，但是由于心电、脑电信号的检测设备的特殊性和复杂性，因此，对检测环境的要求比较苛刻，而且，此类生理信息的检测电极往往具有侵入性，会对受试者产生不良影响，因此，基于电极的心电、脑电检测方法难以被检测对象所接受，同时也难以应用于实践。如果要利用生理信息检测的客观性，必须对生理信息检测手段进行改进，从而适用于实践中。

基于眼部特征的疲劳检测利用摄像头实时检测受试者的眼部特征，具有非侵入性、操作简单、对受试者影响较小的优点，因此，此类方法广泛应用于实践。但是，眼部特征受主观影响比较大，由于工作的需要，人们往往会强制不闭眼，从而导致误判，不能取得良好的预警作用。在基于瞳孔特征的疲劳判定方法中，瞳孔的检测算法较复杂而且准确度不高，在实际应用中受到了很大的限制。在交通运输领域的方向盘握力检测方法和车道偏离检测方法受道路环境和个人驾驶习惯等影响比较大，因此，此类方法的普遍存在准确性很低，可靠性差等缺点。

### 1.3 论文组织和安排

本文主要提出了提高基于机器视觉心率检测方法的精度的方法，并将该心率检测算法应用于疲劳状态检测中，然后通过实验验证基于机器视觉的心率检测方法在疲劳状态检测中的应用。同时，针对现阶段疲劳状态检测方法中存在的问题，本文提出了一种基于机器视觉的多信息融合的疲劳状态检测模型，并结合实验分析其性能。基于以上理论研究分析，分别开发了基于 Windows 和基于嵌入式系统的疲劳状态检测系统。根据以上课题的研究内容，本文的具体安排如下：

- 1) 第一章首先对疲劳状态检测的背景和意义进行了论述，其次阐述了疲劳状态检测研究现状以及存在的问题，为该课题的研究提供了方向。
- 2) 第二章主要讲述了基于机器视觉的非接触心率检测方法。并且基于这种非接触的心率检测算法，本文提出了一种提高心率检测精度和系统鲁棒性的方法，并通过相关实验验证了其方法的有效性，从而为后期的数据采集和处理提供理论和技术支撑。
- 3) 第三章分析了基于多信息融合的检测模型。首先，对这种非接触式心率检测方法在疲劳状态检测中的应用进行理论分析和技术探讨；其次，对基于 P80 的疲劳判定方法进行了论述，提出了适用于嵌入式系统的眼部特征提取方法；最后，将两种疲劳判定方法根据不同的行业领域提出了系统融合模型。

- 4) 第四章通过对不同年龄、不同性别的人员进行的多组实验，并与 KSS 疲劳主观量表对比分析，从而验证了基于机器视觉的多信息融合技术的在不同疲劳状态判定中的有效性。
- 5) 第五章结合第四章的实验结果，将该检测算法移植到嵌入式系统中，在算法移植的过程中，针对嵌入式系统平台处理性能较弱的问题，本文分别在软件和硬件上作了深度优化和改进，使整个系统能够流畅运行。
- 6) 第六章对整个课题的内容进行系统详细的总结，对课题的后续工作和研究内容进行了展望。

## 1.4 本章小结

本章阐述了疲劳状态检测的背景、意义，以及疲劳状态检测方法研究现状，对现有的疲劳状态检测方法进行分析，经过对比不同检测方法的优点和存在的问题，为本课题的研究指明方向。最后，介绍了整个论文的组织 and 安排。

<http://www.ixueshu.com>

## 第二章 基于机器视觉的心率检测

### 2.1 基于机器视觉的心率检测原理和方法

#### 2.1.1 引言

心率是人体非常重要的生命特征，它的长时间连续监测对心血管病人及慢性病人有着及其重要的意义。目前，心率检测的黄金标准是基于心电图的测量方法，但是这种测量方法往往是接触式的，并且需要粘贴一定的电极片，不但使人产生不适感而且难以实现长期实时监测。随着嵌入式技术手段的发展，心电检测设备逐渐轻量化，可实现穿戴式的心率监测，但是长期穿戴设备限制了人的活动能力，且电极对人体的刺激作用也不容小视。市面上的血氧测量仪能够通过夹持手指或者耳垂检测心率，但是它不适合长期测量，长时间测量同样使人产生不适感。因此，能够非接触的、准确的实现心率检测对人类健康和医疗事业的发展有着极大的意义。Pavlidis 等人在 2007 年首次提出通过人的面部热图像来提取人的心率 [26]，后由 Poh 等人提出通过普通 RGB 图像经 ICA（Independent Component Analysis）分离便能提取出人的脉搏波信号，基于此来提取心率 [27-31]。虽然它不能像 ECG 那样能够提取心电的各个细节，但是根据应用场合的不同，此类方法具有极大的优势。而且在长期心率检测中，它不会使受试者产生不适感，因此具有很大的应用价值，特别是在心血管疾病的长期监测、睡眠分析、疲劳驾驶等领域。

#### 2.1.2 基于机器视觉的心率检测原理

基于机器视觉的心率检测方法是根据光电脉搏波描记法（photoplethysmography, PPG）原理，当一定波长的光照射在皮肤表面，特别是面部血管较集中的区域时，光束会被皮肤、皮下组织、皮下血管等吸收一部分并返回一部分，然后由摄像头采回的图像在光强上就会发生一定变化。皮肤、皮下组织、静脉血等对光强的吸收作用是固定不变的，而动脉血容量会随着心脏的收缩和舒张作用而呈现周期性的变化，从而对光束的吸收作也同样的表现出周期性变化。因此，通过检测这种周期性变化的信号，便能得到脉搏波信号，每一个脉搏波代表一次心跳，进而提取出心率。



### 2.1.3 基于机器视觉的心率检测方法

由于摄像头采到的是 RGB 图像且血液对光的吸收峰在绿光范围内，因此采用对 G 通道图像的处理来提取脉搏波和心率。为得到待测检测信号较高的信噪比，选取血管较集中的额头区域作为 ROI (Region of Interest)。首先，利用 Adaboost 算法对人脸实时跟踪，并选取 ROI 区域；其次，通过对 ROI 区域的处理，提取出相应的脉搏波信号；最后，根据脉搏波信号提取出心率。具体实现方法如下：

(1) 利用 Adaboost 人脸检测器实时跟踪人脸

Adaboost 算法的基本原理是：首先训练  $T$  个弱分类器  $h_t, t \in \{1, \dots, T\}$ ，这些弱分类器都是基于二值判定，方法都很简单。大多数情况下，它们是只包含一次分裂或者仅有几次分裂的决策树，最后做分类鉴定的时候将不同的权重  $a_t$  赋给每一个分类器。在训练的时候，假如 Adaboost 输入的特征向量为  $x_i$ ，这些特征向量的特征标签为  $y_i$  ( $i = 1, \dots, M$ ,  $M$  是样本数)，并且  $y_i \in \{-1, 1\}$ 。其次，利用权重  $D_t(i)$  初始化每一个样本，给出分类器在每一次将数据点分类错误而应付出的代价是多少。其实，Adaboost 算法的主要特征就是，在训练过程中这些分类错误的代价将会时刻更新，从而实现利用前面的分类器中没有分对的数据点来影响和控制后来的弱分类器。整个 Adaboost 的训练和检测过程如下：

- 1)  $D_1(i) = 1/m, i = 1, \dots, m$
- 2) 针对  $t=1, \dots, T$ :
  - a) 寻找使得权重为  $D_t(i)$  的总错误率最小的分类器  $h_t$ ；
  - b) 求  $h_t = \arg \min_{h_j \in H} \varepsilon_j$ , 其中  $\varepsilon_j = \sum_{i=1}^m D_t(i), y_i \neq h_j(x_i)$ ，如果最小错误满足  $\varepsilon_j < 0.5$ ，则继续；否则就退出；
  - c) 设置  $h_t$  的权重  $a_t = \log[(1 - \varepsilon_t) / \varepsilon_t]$ ，其中  $\varepsilon_t$  是 b) 中的最小误差；
  - d) 更新数据点权重：  $D_{t+1}(i) = [D_t(i) \exp(-a_t y_i h_t(x_i))] / Z_t$ ，其中  $Z_t$  将所有数据点的权重归一化。

当以上步骤的训练算法结束后，便能利用这些弱分类器组成强分类器，对于输入的向量  $x$ ，有

$$H(x) = \text{sign}[\sum_{t=1}^T a_t h_t(x)] \quad (2-1)$$

符号函数的作用是将所有正数转为 1，将所有负数转为 -1。

训练好的检测主要基于 Haar-like 特征进行人脸检测的，Haar-like 总共有 14 种特征（图 2-1），这些特征的计算方法是通过计算特征图中的白色区域的像素

值减去黑色区域的像素值。在人脸和非人脸处的特征值会有所不同，从而根据 Haar-like 特征便能区分出人脸和非人脸。在特征提取时，不同的窗口大小会产生不同的特征数，比如在一个 24\*24 的窗口，根据位置的不同以及缩放比例的不同，特征数可达 160,000 个特征，计算量非常巨大。为提高 Haar-like 特征提取的速度，Viola 等人采用积分图的方式进行计算。

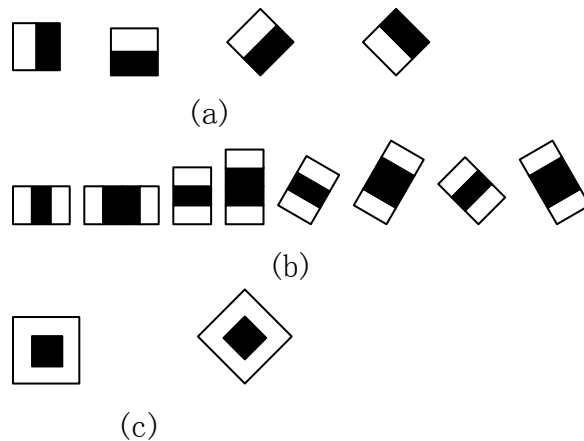


图 2-1. Haar 的 14 种特征 (a) 边缘特征 (b) 线特征 (c) 中心特征

积分图在图像的处理中具有极大的优势，它只需对图像扫描一次，便能计算出图像中各个区域的像素累加和，具有较高的数据共享性。它采用的是描述全局信息的矩阵表示方法，将构造好的数据累加结果存储在一个矩阵中。积分图的组成原理为：在积分矩阵中的每一个位置和原图像的位置是一一对应的，而积分矩阵每一处 $(i, j)$ 的值  $ii(i, j)$ 代表的是原图像 $(i, j)$ 左上角方向所有像素的累加和（如公式 2-2）：

$$ii(x, y) = \sum_{x' < x, y' < y} i(x', y') \quad (2-2)$$

积分图的构造方法如下：

- 用  $s(i, j)$  表示在行方向的像素累加和，初始化  $s(i, -1) = 0$ ;
- 用  $ii(i, j)$  表示一个积分图像，初始化  $ii(-1, i) = 0$ ;
- 对整帧图像采用逐行的方式，然后递归计算每个像素 $(i, j)$ 在行方向的累加和  $s(i, j)$  以及积分矩阵的  $ii(i, j)$  值（公式 2-3，公式 2-4）；

$$s(i, j) = s(i, j-1) + i(i, j) \quad (2-3)$$

$$ii(i, j) = ii(i-1, j) + s(i, j) \quad (2-4)$$

- d) 对整个图像扫描一遍，当到达图像右下角像素时，积分图像  $ii$  便构造完成。

构造好积分图后，通过简单的计算便能计算出图像中任何区域矩形的像素累加和。

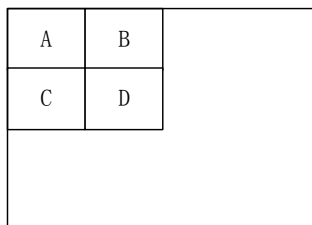


图 2-2. 积分图的计算示意图

设  $D$  的四个顶点坐标分别为  $(x_1, y_1)$ ,  $(x_2, y_2)$ ,  $(x_3, y_3)$ ,  $(x_4, y_4)$ , 则  $D$  区域的像素和为  $D_{sum}$  :

$$D_{sum} = ii(x_4, y_4) - ii(x_3, y_3) - ii(x_2, y_2) + ii(x_1, y_1) \quad (2-5)$$

## (2) 提取脉搏信号和心率

选取基于 Adaboost 检测到的人脸的额头作为脉搏波提取的 ROI, 经 RGB 分离出 G 通道的灰度值, 对 ROI 区域进行叠加平均 (公式 2-6) 得到粗略的脉搏波信号, 再利用通带为  $[0.8, 3]\text{Hz}$  (对应人的正常心率范围) 的带通滤波器对其滤波, 最后提取心跳间期 (Inter-beat Interval, IBI), 从而得到心率 (Heart Rate, HR) :  
 $HR = 60/IBI$ 。

$$x(t) = \sum_{1 \leq i \leq w, 1 \leq j \leq h} gray(i, j) \quad (2-6)$$

其中,  $x(t)$  为提取的脉搏波信号,  $w$ 、 $h$  为 ROI 的宽度和高度,  $gray(i, j)$  为  $(i, j)$  处的 G 通道的灰度值。

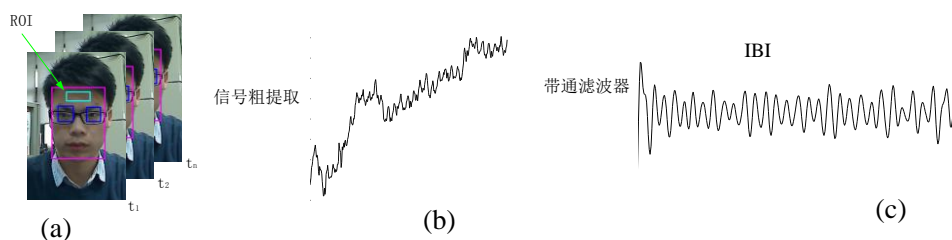


图 2-3. 心率提取过程

## 2.2 提高心率测量精度的方法

### 2.2.1 引言

上节提到的基于机器视觉的心率检测方法对外部条件依赖性较大，因此心率检测的误差因素众多，比如环境光，受试者运动伪迹，摄像头和计算机等均会引入一定的误差。Monkaresi 等人加入机器学习的方法，减小运动伪迹的影响[28]，McDuff 等人通过对摄像头的改进，能够提高心率的测量精度，且可实现 3 米的有效检测范围，但设备成本较高[31]。而对于传统的 CMOS 型摄像头，它的基本工作时钟如图 2-4。时钟控制单元负责行选通译码器和列选通译码器，并为像素阵列提供复位信号以及整个芯片的时钟信号[32]，在卷帘式曝光模式下，时钟控制单元是以行为单位对像素阵列依次曝光和读取，因此像素在不同时刻感光，从而造成行间的相位延迟[33, 34]。因此，在利用以上方法进行心率提取时必然会引入相位误差，降低了信号幅值。而如果采用高帧率的摄像头，比如 1000 帧以上的，当然可以消除这种相位误差，但高帧率的摄像头检测精度达不到，不适用与这种微弱信号检测，且成本较高。

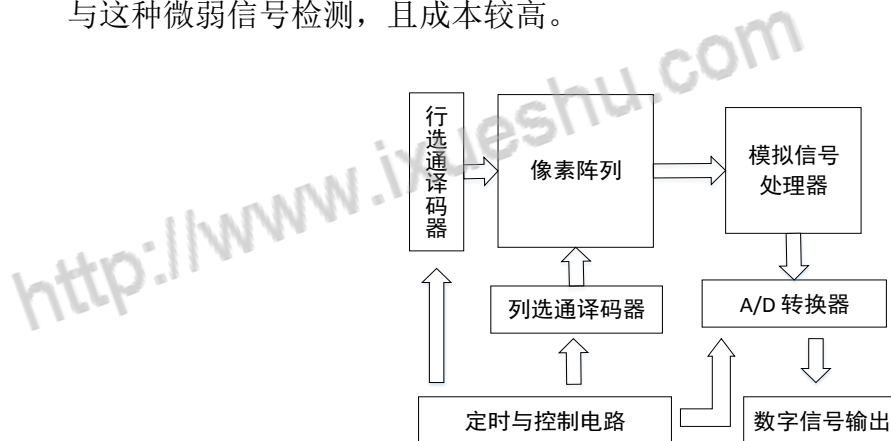


图 2-4. CMOS 型图像传感器时钟控制电路

而且，在采集的图像传输至计算机时，随着计算机后台运行程序的不同，会使采集系统的时钟抖动，造成采样时间的非均匀性。对于非均匀采样处理方法，熊慧等根据线性编码的方式进行校准时间[35]；汪安民通过插值的方法进行重构[36]。但心率信号是非线性的，因此，熊慧等提出的方法不适用，而汪安民的方法主要用于消除信号频率的混叠，并未真正解决信号采集过程中的时间延迟对频率提取的影响。当系统时钟抖动较明显时，利用傅里叶变换则不能够准确提取信号频率。

因此，针对基于自然光的心率检测系统存在的两大主要误差，本文分别提出了基于傅里叶变换的幅频叠加算法和基于时间表三次样条重构算法，并通过设计

模拟实验仿真和实际心率测量实验，验证了这两种方法的在误差消除上的有效性。这对基于自然光的心率测量以及基于机器视觉的微动时变信号检测（如高铁抖动检测）具有十分重要的意义。

### 2.2.2 仿真实验装置

利用信号源产生正弦交流信号驱动红光二极管（LED），照射在一张 A4 纸上，保持 LED 和纸，以及摄像头和纸之间的距离不变。然后利用 OpenCV（Open Source Computer Vision Library）控制 USB 摄像头采集彩色图像（24-bit RGB with 3 channels X 8 bits/channel），然后以 AVI 格式保存视频，以 txt 形式保存每帧图像的采样时间表，装置如图 2-5。

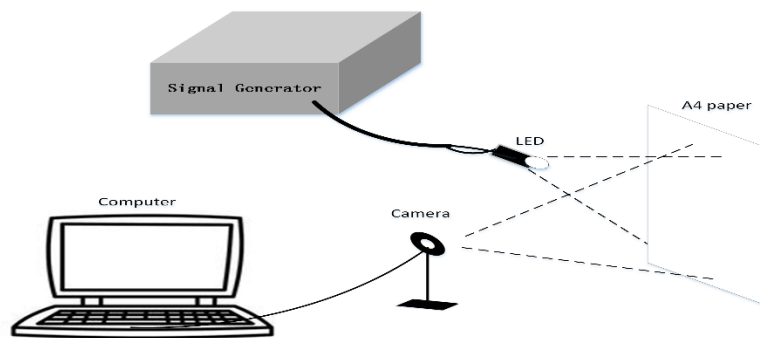


图 2-5. 模拟实验装置

在消除摄像头相位误差的实验中，由信号源产生的正弦信号的频率设为 1Hz，摄像头的图像采集帧率设为 15 帧/秒（突出相位误差），即  $f_s = 15$ 。图像的分辨率设为 512x592（共 512 行），然后记录大约 23 秒的视频。

在减小系统时钟的抖动的误差影响的仿真实验中，首先，由信号源产生的正弦信号的频率也设置为 1Hz，摄像头的采集帧率设置为 30 帧/秒（突出时钟抖动误差），即  $f_s' = 15$ 。图像的分辨率也设为 512x592（共 512 行）。为了更突出系统时钟抖动在图像采集中的影响，利用 OpenCV 在相邻帧之间加入随机时间延迟，延时时间在 [0, 10ms] 之间变化，然后记录大约 23 秒的视频，并以 txt 形式保存每帧图像的采样时间表。然后，再分别在 1Hz、2Hz、3Hz、4Hz 处各模拟 10 组实验，并统计结果分析。

### 2.2.3 消除摄像头的相位误差

假设有一个信号  $S$  在空间维上不变，在时间维上时刻变化，我们定义一种四维坐标系  $(r, c, t, a)$  来表示该信号，其中， $(r, c, a)$  代表信号的空间平面， $r$ 、 $c$  标

定信号的位置平面， $t$  代表时间轴， $a$  代表不同位置、不同时刻信号幅值，则  $S = [r, c, a, t]^T$ 。如果利用卷帘曝光模式的摄像头对该信号进行采集，假如摄像头采集每帧图像的行、列分别和信号  $S$  的  $r$  轴、 $c$  轴平行，由于相邻行之间有延迟，则每帧图像的不同行之间采集到的信号随着信号在时域上的变化而变化，如图 2-6 所示。

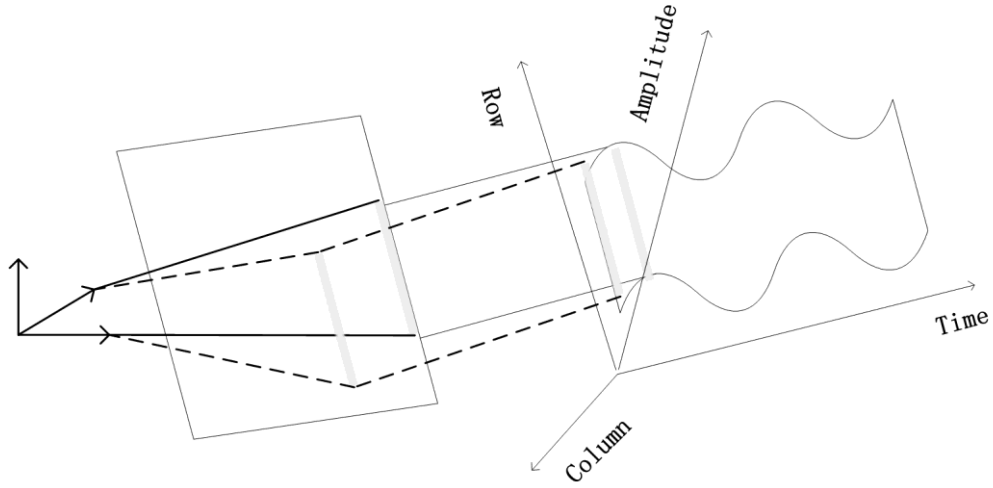


图 2-6. 四维空间投影示意图，卷帘式曝光使得同帧图像的不同行之间产生相位延时，因此不同行采到的信号相位不同

在以上提出的基于视频的心率提取算法中，他们首先从每帧图像中分离出 R、G、B，然后对每个通道的脸部图像分别作叠加平均，这必然会引入摄像头的相位误差。不妨把这种方法定义为时域叠加平均（Averages In Time Domain, AITD）。假设正弦信号为  $x(\vec{r}, \vec{c}, t) = A \sin(2\pi f_0 t)$ ，（ $\vec{r} = [1, 2, \dots, h]^T$ ， $\vec{c} = [1, 2, \dots, w]$ ，分别代表  $h$  行和  $w$  列），在空间域  $[r, c, a]^T$  上，信号幅值  $A$  保持不变。在时间轴  $[t, a]^T$  上，信号幅值  $A$  以频率  $f_0$  变化。公式（2-7）表示每帧图像相邻行之间的相位误差。

$$\Delta\phi = \frac{2\pi f_0}{f_s} \times \frac{1}{512} \quad (2-7)$$

红色通道在不同行不同时刻的均值记作  $x_n(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t)$ ，其中， $n$  代表第  $n$  帧图像， $i$  代表该帧图像的第  $i$  行， $t$  代表时间。即

$$x_n(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t) = A \sin(2\pi f_0 t + \varphi_i) \quad (2-8)$$

其中,  $\varphi_i$  是第  $i$  行图像的相位,  $i$  的取值为  $i=1, 2, \dots, 512$

$$\varphi_i = (i-1) \times \Delta\phi \quad (2-9)$$

如果我们对  $x_i(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t)$  利用 AITD 方法计算的结果为  $x'(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t)$ 。则

$$\begin{aligned} x'(\frac{1}{h} \sum \vec{r}, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t) &= \frac{1}{512} \sum_{i=1}^{512} x_n(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t) \\ &= \frac{1}{512} \sum_{i=1}^{512} A \sin(2\pi f_0 t + (i-1) \times \Delta\phi) \\ &= \frac{2^9}{512} A \prod_{j=1}^9 \cos(2^{j-2} \Delta\phi) \sin(2\pi f_0 t - \frac{513}{2} \Delta\phi) \end{aligned} \quad (2-10)$$

因此, 利用 AITD 计算的幅值 ( $A'$ ) 和信号的真实幅值之间的关系如公式 (2-11)。

$$A' = \frac{2^9}{512} A \prod_{j=1}^9 \cos(2^{j-2} \Delta\phi) \quad (2-11)$$

$\Delta\phi$  的变化范围为 0.0006(rad) 到 0.0033(rad) 对应心率的频率范围 [0.75, 4] Hz。由此引入的误差如表 1, 其中绝对误差和相对误差分别由  $\delta_{a1}$  和  $\delta_{r1}$  表示。

$$\delta_{a1} = |A - A'| \quad (2-12)$$

$$\delta_{r1} = \frac{\delta_{a1}}{A} \quad (2-13)$$

表 2-1: AITD 方法引入的相位误差。

频率(Hz)	$\Delta\phi$ (rad)	$\delta_{a1}$	$\delta_{r1}$
<b>0.75</b>	0.0006	0.004A	0.4%
<b>4</b>	0.0033	0.114	11.4%

相位误差是由不同行在不同时刻曝光引起的, 主要是时间域上的误差, 并不会影响幅频域的运算。因此, 我们提出一种新的运算方法, 在幅频域对每帧图像叠加平均 (Averaging In Frequency Domain, AIFD), 消除摄像头相位误差的影

响。首先，分别对不同行的时域信号  $x_n(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t)$  作傅里叶变换。其次，保留信号的幅频特征而舍去相频特征。最后，在幅频域对各行信号作叠加平均，从而提取信号的幅值和频率。即，

$$X(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, f) = FFT(x_n(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, t)) \quad (2-14)$$

$$|X(\frac{1}{h} \sum \vec{r}, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, f_0)| = \frac{1}{512} \sum_{i=1}^{512} |X(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, f_0)| = A \quad (2-15)$$

其中， $X(i, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, f)$  是第  $i$  行的幅频特征， $i=1, 2, \dots, 512$ 。 $|X(\frac{1}{h} \sum \vec{r}, \frac{1}{w} \sum \vec{c}, f_0)|$  是信号在频率  $f_0$  处的幅值。

根据以上分析，利用 AIFD 测出的幅值相对于 AITD 能够提升  $\alpha$ ，其变化范围为  $[\alpha_1, \alpha_2]$ 。

$$\alpha_1 = \frac{A - A'}{A'} = 0.4\%, f_1 = 0.75\text{Hz} \quad (2-16)$$

$$\alpha_2 = \frac{A - A'}{A'} = 12.8\%, f_2 = 4\text{Hz} \quad (2-17)$$

#### 2.2.4 减小系统时钟抖动误差

计算机后台运行程序不同时，会造成图像采集的时钟抖动，引起图像的非均匀采集。假设图像采集的采样周期  $T$  ( $T = \frac{1}{f_s}$ )，则图像的均匀采样时间为  $t_n$

( $t_n = n \times T$ )，其中  $t_n$  是第  $n$  帧图像的采样时间。由于系统时钟的抖动，实际的采样时间为  $t_n = n \times T + \tau$ ，其中  $\tau$  是由其他计算机进程引入的时间随机误差。

假设对一维信号  $x(t)$  作非均匀采样，则  $x(t_n) = x(n \times T + \tau)$ 。对  $x(t)$  的离散傅里叶变换可以表示为公式 (2-18)。

$$x(f) = \sum_{n=1}^{N-1} x(n) \exp(-j2\pi f \times n)T \quad (2-18)$$

而实际的离散傅里叶变换为

$$x(f) = \sum_{n=1}^{N-1} x(n) \exp(-j2\pi f \times t_n)(t_{n+1} - t_n) \quad (2-19)$$



因此，均匀采样和非均匀采样的离散傅里叶变换主要区别在于积分时间的不同，当采样时间足够时均能恢复原信号频率。但在利用傅里叶变换提取信号频率时，我们首先要对幅频图的频率轴进行处理，如公式（2-20）

$$f = (k-1) \times \frac{f_s}{N} \quad (2-20)$$

其中， $f$  是  $N$  点离散傅里叶变换的频率， $k$  是相应的序列。所以采样率  $f_s$  直接影响信号的频率。在图像采集中， $f_s$  就是图像的采集帧率。但是，在大部分基于摄像头的非接触式心率测量方法中， $f_s$  都是利用采集帧数除以所记录视频总时长得到的。在系统时钟有大的波动时，该方法将会引入非常大的采样率偏差，直接影响信号频率采集的精度。

为了消除该误差，我们提出一种基于采样时间表的三次样条插值方法来重构源信号。实验装置如图 2-5 所示。

首先，利用 OpenCV 根据计算机时钟保存每帧图像的采样时间。其次，根据时间表提取每帧图像所对应的信号。再次，根据记录的时间表，重构理想均匀采样率下的时间表。最后，根据重构后的时间表复原均匀采样率下的源信号并提取相应的频率。该算法原理如公式（2-21 到 2-23）。

$$t_n = n \times T + \tau, n = 0, 1, \dots, N \quad (2-21)$$

$$s(t_n) = s(n \times T + \tau) \quad (2-22)$$

其中， $t_n$  是第  $n$  帧图像对应的采样时刻， $\tau$  是相邻帧之间的随机延时， $T$  是采样周期， $N$  是图像采集的总帧数， $s(t_n)$  是在时刻  $t_n$  实际采到的信号。

基于理想采样率时间表的三次样条插值：

$$s'(t_k) = s(k \times T), k = 0, 1, \dots, \frac{\sum_{n=0}^N t_n}{T} \quad (2-23)$$

$s'(t_k)$  是重构后的均匀采样信号，然后根据  $f_s$  提取信号的实际频率，其中， $f_s = \frac{1}{T}$ 。

### 2.2.5 AITD、AIFD 对比实验分析

从记录的视频中提取 R 通道在不同行不同时刻的信号，如图 2-7 (a)。然后选择高信噪比的行信号，利用 40-239 行，如图 2-7 (b)。然后分别利用 AITD 和 AIFD 提取这 200 行的信号在 1Hz 处的幅值，如图 2-7 (c)。

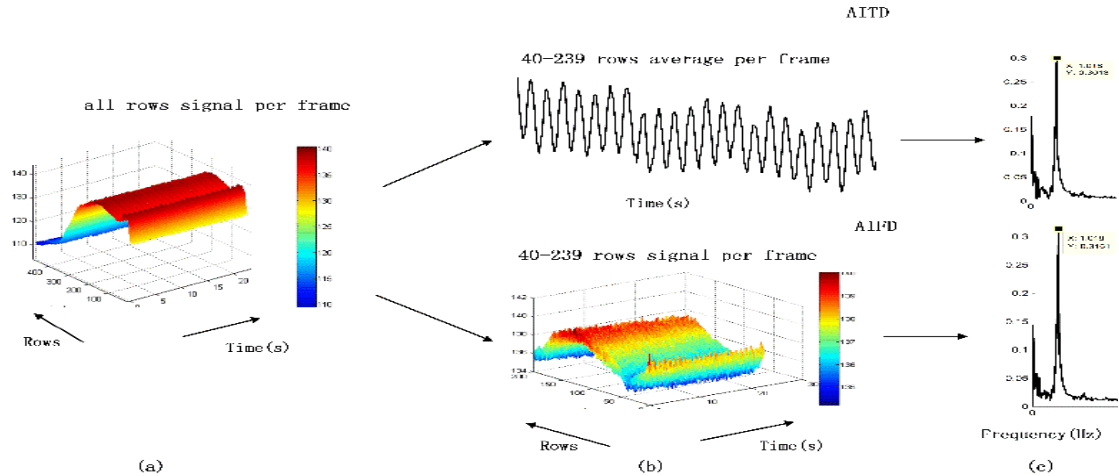


图 2-7. AITD、AIFD 对比分析

从图 2-7 (c) 可以看出，在  $f_0 = 1\text{Hz}$  处，AITD 测得的信号幅值为  $A_1 = 0.3013$ ，而 AIFD 测得的幅值为  $A_2 = 0.3151$ ，后者使信号幅值相对提升了  $\alpha = 4.58\%$ 。由于发光二极管照射在纸上的光强并非均匀分布，且我们只选取了 200 行做 AITD 和 AIFD 分析，因此，信号幅值只提升了  $\alpha = 4.58\%$ 。不过，我们同样可以说明 AIFD 能够有效消除图像采集过程中的相位误差，尤其是在信号频率  $f_0$  和帧率  $f_s$  比值较大时。

我们在心率测量中同样作了对比分析实验。（1）受试者尽量靠近摄像头，使其面部充满整幅图像。（2）利用 OpenCV 进行人脸跟踪，并将采集的图像以 AVI 格式保存。两种方法的检测结果如表 2-2。

表 2-2: 两种测量方法的结果。

受试者	心率 (bpm)	AITD	AIFD	$\alpha$
1	60	0.1851	0.2258	21.99%
2	72	0.1967	0.2626	33.50%
3	78	0.1839	0.2587	40.67%

通过实验我们可以看出，AIFD 不仅能够有效消除摄像头的相位误差，而且能够减小不同频率噪声对信号检测的影响，从而提升信噪比。该方法能够广泛应用于基于计算机视觉的微弱、动态信号检测。

### 2.2.6 基于时间表的信号重构实验

图 2-8 和图 2-9 显示了基于时间表的三次样条重构算法的处理过程，源信号频率  $f_0$  为 1Hz，加入的随机延时为 0~10ms。从图 2-9 可以看出重构算法使信号频率准确度提升了 15.5%。

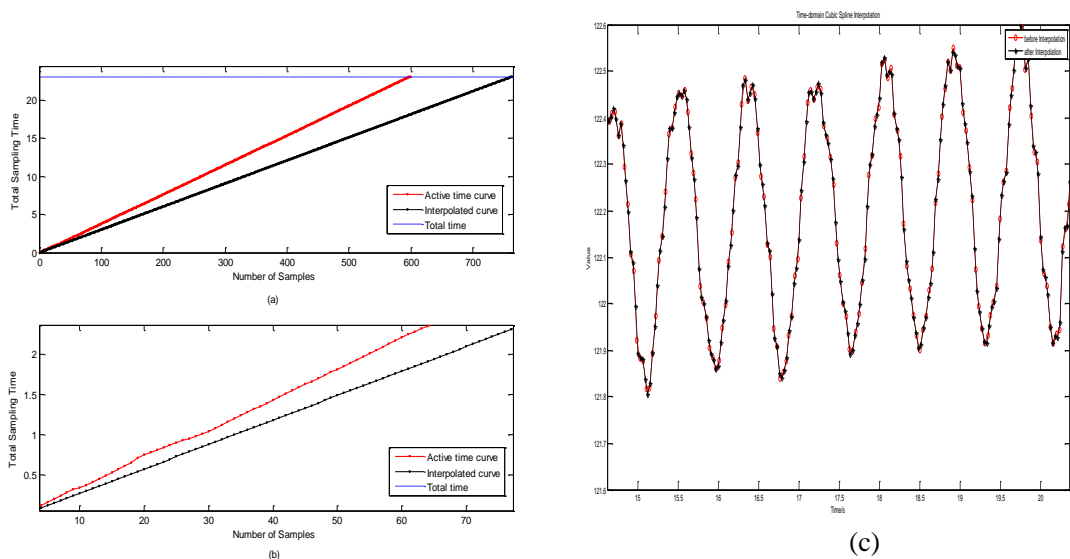


图 2-8 (a) 红色曲线代表每帧图像对应的实际时间表，共 23 秒。黑色曲线代表均匀插值后的时间表，总采样时间不变，保持 23 秒 (b) 是对 (a) 的局部放大 (c) 红色点线代表基于非均匀采样得到的信号波形，黑色点线代表重构后的信号波形。

## 第二章 基于机器视觉的心率检测

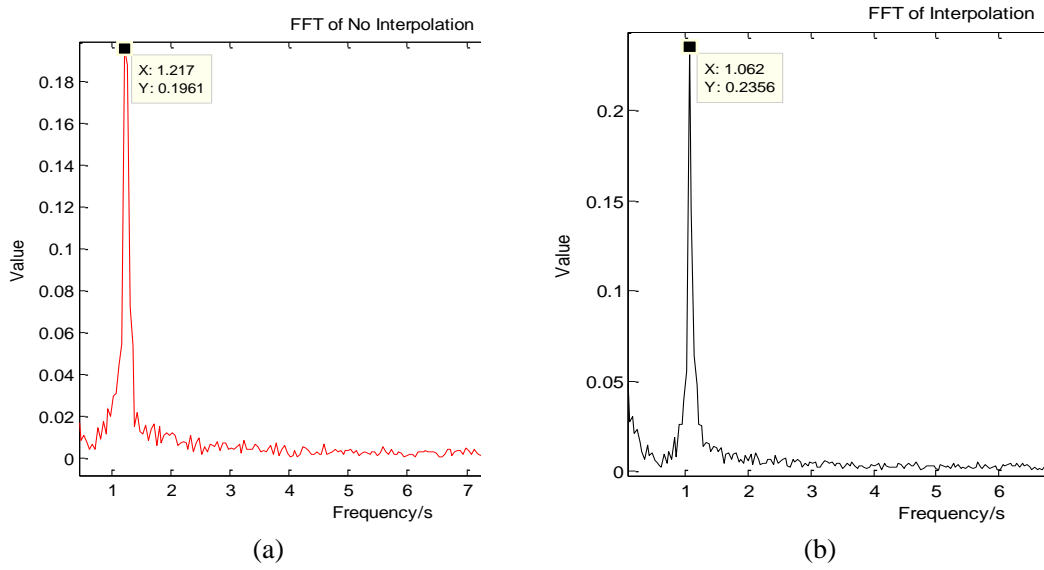


图 2-9 (a) 非均匀采样的 FFT 变换 (b) 重构后的 FFT 变换

为验证算法的有效性，分别采集 10 组源信号频率在 1Hz、2Hz、3Hz、4Hz 的图像序列，实验结果如图 2-10 和表 2-3。然后对三位志愿者（两位男性，一位女性）分别做 10 组实验，统计结果如表 2-4。

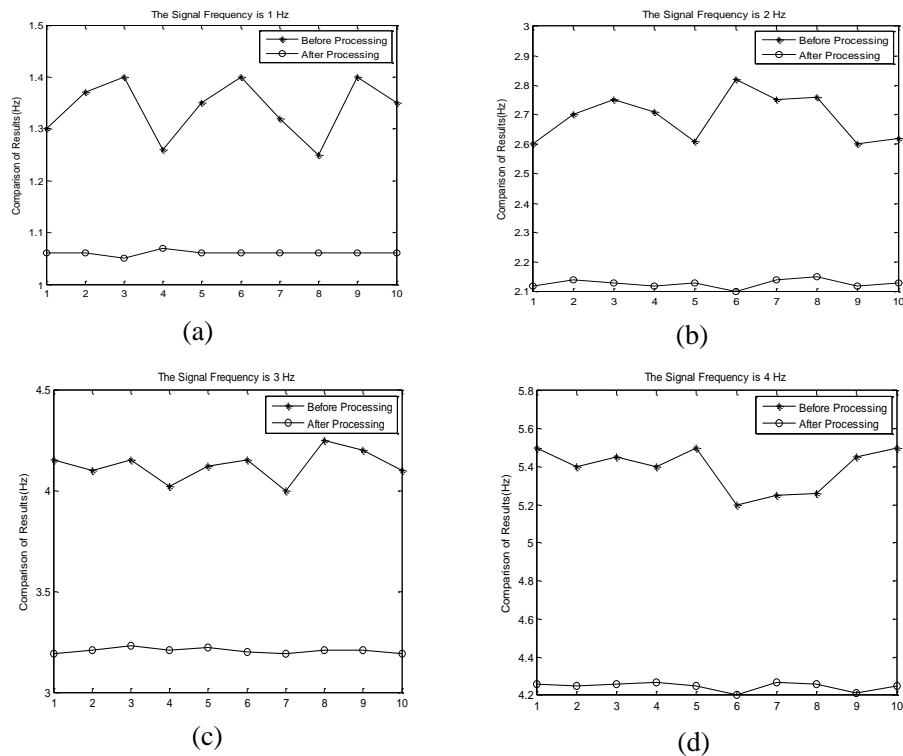


图 2-10. 消除时钟抖动误差的前后的 10 次频率提取结果 (a) 信号为 1Hz (b) 信号为 2Hz (c) 信号为 3Hz (d) 信号为 4Hz

表 2-3: 仿真实验统计结果对比分析: 重构后的 (未重构的)

统计	1 Hz	2 Hz	3 Hz	4 Hz
误差均值	0.060 (0.340)	0.128 (0.692)	0.206 (1.124)	0.248 (1.391)
误差方差	0.005 (0.056)	0.014 (0.080)	0.014 (0.075)	0.024 (0.114)
RMSE	0.063 (0.363)	0.136 (0.734)	0.218 (1.187)	0.263 (1.471)

表 2-4: 实际心率检测对比统计分析: 重构后的 (未重构的)

受试者	心率(bpm)	误差均值	误差标准差	RMSE
1	60	5 (27)	1.14 (2.21)	6 (29)
2	72	4 (31)	1.90 (2.14)	4 (33)
3	78	5 (33)	1.38 (2.10)	5 (35)

通过表 2-3 和表 2-4, 我们可以看出: 基于时间表的三次样条重构算法能够使测量频率的均方根误差至少减小 30%, 可以有效消除图像采集系统时钟抖动引起的随机误差, 提高检测系统的检测精度和抗干扰能力。

针对卷帘曝光模式的 CMOS 传感器引起的相位误差, 提出的基于频域的幅值叠加平均方法--AIFD, 由于只分析信号的幅值变化, 忽略信号的相位信息, 因此该方法能够有效消除同帧不同行的相位延迟, 在微弱信号动态信号检测和不同频率随机噪声影响的环境下, AIFD 具有深远意义。

基于摄像头的心率测量方法往往是通过计算机进行处理分析的, 但计算机难免会在图像的采集过程中被别的进程干扰, 即系统采样时间波动, 针对系统采样时间波动的问题, 本文提出了一种基于时间表的三次样条插值重构算法, 它能够有效重构均匀图像采集系统, 大幅减小采集系统时间波动对信号频率测量的影响。

通过仿真实验和心率的实际测量, 可以看出两种算法能够有效消除摄像头在图像采集过程中引起的相位误差和图像传输时的系统时钟抖动误差, 从而促进基于自然光的心率检测设备的在实际中的应用。同时, 该方法也能够应用于基于机器视觉的微动信号检测中。

## 2.3 本章小结

本章介绍了一种简单的基于机器视觉的心率检测方法, 它具有测量简单、完全非接触等优点, 在人类医疗健康中具有极大的应用前景。本文在原有的检测算法中去掉了算法中的 ICA 分离算法, 只对与脉搏波变化紧密相关的 G 通道处理分析, 进而提取出心率, 这也为心率的实时检测提供了依据。

为提高基于机器视觉的心率检测方法的系统稳定性和鲁棒性,本文加入了基于 Adaboost 的实时人脸跟踪算法。针对现有的这种心率检测算法中存在的问题:摄像头的相位误差和计算机采集系统的时钟抖动误差。本文提出了基于幅频叠加的算法,对每行图像都进行傅里叶变换,只保留信号的幅频特性,而忽略信号的相位特征,再从频域叠加平均,从而能够有效消除摄像头的相位误差。针对由于计算机图像采集时不同进程的调度引起的系统时钟抖动误差,本文提出了基于时间表的三次样条重构算法,从而能够消除系统时钟抖动引起的随机误差。最后通过仿真模拟实验和实际心率测量实验验证了两种方法的有效性。

## 第三章 基于机器视觉多信息融合的疲劳状态检测

### 3.1 引言

在疲劳状态检测领域中，比较受欢迎的主要是基于图像处理的方法，因为此类方法往往是把摄像头作为测量传感器，这样不但具有非侵入性、易于被人接受，而且在实际应用中，测量相对较准确。随着图像处理技术的发展，基于图像的疲劳状态检测方法已经比较成熟，很多种方法已经投入市场。其中，P80 标准以其较高的准确性和测量设备的简便性，广泛应用于疲劳驾驶的检测。但是由于工作任务的限制，很多人在疲劳状态时依然强制睁眼，而此时已经出现反应迟钝、工作效能低下等疲劳特征，并且在非正视摄像头时，基于 Adaboost 的人眼检测器很难检测到人眼，因此，单纯依靠 P80 标准进行疲劳状态判定时，误判率较高或者根本检测不到疲劳。

在第二章中我们提出了一种基于机器视觉的心率检测方法，并且本文已经讨论过通过 ECG 的 HRV 分析，可以有效的判定疲劳状态，但是由于 ECG 测量传感器的特殊性，难以将这种 HRV 分析用在实际的疲劳状态检测中。第二章中提到的这种新型心率测量方法打破了传统的心率测量手段，能够在受试者完全自由的条件下实时检测心率，克服了传统意义上的心率测量方法的缺点，同时具有 P80 判定法的优点，从而为基于心率变异性的疲劳状态检测方法应用于实践打下了基础。

由于基于 HRV 分析的疲劳状态判定往往是一种趋势性的变化，能够有效检测出疲劳状态的深度。但是在人们处于深度疲劳状态时，操作能力、判断能力已经极度降低，此时处于非常危险的境地，而基于 HRV 的分析很难判定出这种深度。由于 P80 的实时性较强，且以上深度疲劳特征会表现在人的眼睛闭眼时间上，因此，在深度疲劳时，P80 具有不可替代的作用。基于以上分析，本课题提出一种基于 HRV 分析和 P80 标准的多信息融合的疲劳状态检测模型，两种特征相辅相成、取长补短，从而达到较高的准确性。由于采用的是同一个摄像头作为信息采集的传感器，因此，该方法不会对受试者产生任何影响，易于被接受且成本低。

### 3.2 心率疲劳特征分析

心率是人体生命特征和生理特征的重要表现，其大小受到交感神经和迷走神经的共同支配。交感与副交感对同一器官的作用既表现出相互抵抗的特征，又表现出统一的现象，在应激条件下，相对于副交感神经，交感神经兴奋性增强。两者在对器官调节作用中是对立和统一的，维持着机体内环境的动态平衡，从而使机体能够更好的适应内外环境的变化。交感神经兴奋时，其神经末梢会释放去甲肾上腺素，该物质会使心脏兴奋，心率会明显加快。而副交感神经兴奋时，其神经末梢会释放乙酰胆碱，该物质会使心脏的心率减慢。

根据以上分析，可以发现机体内的这种变化会反映在心率的跳动上，即 **IBI** 的时间长度会随着交感神经和副交感神经的调节作用而变化。交感神经兴奋时，**IBI** 会出现缩短的情况，副交感神经兴奋时，**IBI** 会出现拉长的现象。因此，可以通过对 **IBI** 数据的规律进行统计分析来反应神经的调节作用。

大量实验和研究已经证明连续心跳间期的微小变化的时域和频域分析，即心率变异性分析，能够反应人的精神状态，从而能够有效判定受试者是否处于精神疲劳状态[14, 37-40]。根据以上分析，本课题对基于机器视觉检测的心率进行 **HRV** 分析，从而寻求和疲劳状态相关的特征量。**HRV** 的分析方法主要有两种：一是时域法，主要是对一段时间的 **IBI** 数据利用统计学的方法进行分析，统计 **IBI** 数据的变化特征；二是频域法，对一段时间的 **IBI** 数据做功率谱变换，分析一定频率范围内的频域特征变化。

#### (1) 时域法

均值 (**MEAN**)：对一定时间段的 **IBI** 数据求出其平均值，能够反映 **IBI** 数据的变化趋势，单位为 **ms**。

$$MEAN = \sum_{i=1}^N \frac{IBI_i}{N} \quad (3-1)$$

标准差 (**SDNN**)：一定时间段的 **IBI** 数据标准差，能够反映 **IBI** 数据的离散程度以及交感神经和迷走神经的控制作用，单位为 **ms**。

$$SDNN = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (IBI_i - MEAN)^2}{N}} \quad (3-2)$$



变异系数（RMSSD）：是相邻 IBI 数据差值的平方和均值的平方根，能够估测短程心率变异性的组成成分，即心率变异的快速性，单位为 ms。

$$RMSSD = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (IBI_i - IBI_{i-1})^2}{N-1}} \quad (3-3)$$

公式 3-1、公式 3-2、公式 3-3 中的 i 指的是第 i 个 IBI 数据，N 指的是一段时间内的 IBI 总数。

### （2）频域法

频域法是指对 IBI 数据作功率谱分析，提取相应的频率分量，临床医学研究表明，人的心率变异性功率谱一般分布在 0-0.5Hz，在功率谱上会出现三个谱峰，分别处于不同的频率段内：极低频段 VLF（0.02-0.04）Hz、低频段 LF（0.04-0.15）Hz、高频段 HF（0.15-0.40）Hz。波峰的位置与体内神经调节有一定的关系。

超低频段的波峰一般在 0.03Hz 左右，与外周血管的变化，体温调节等多种因素影响有关；低频段的波峰一般在 0.10Hz 左右，与血压调节有关，主要受交感神经或交感神经与迷走神经共同的支配；高频段的波峰一般在 0.25Hz 左右，与呼吸引起的心率变化有关，反映迷走神经的控制作用。低频段和高频段的功率能量比值（LF/HF）能够反映低频部分和高频部分调节作用的均衡性。

本文选取时域的 MEAN、SDNN、RMSSD 和频域的低频峰值、高频峰值、LF/HF 作为 HRV 分析的作为研究对象。为便于实时分析处理，以 5min 的脉搏波信号为节点做 HRV 分析。

## 3.3 眼部疲劳特征分析

本文把 PERCLOS（在单位时间内人眼闭合时间所占的百分比）准则作为眼部疲劳特征。基于此，目前主要包括 P70、P80、EM 这三种提取和评估方法：P80 指的是眼睛闭合 80% 的时间与特定时间段的比例，P70 指的是眼睛闭合 70% 的时间占特定时间段的比例，EM 指的是眼睛闭合时间占特定时间段的比例。很多研究者已经证明 P80 与疲劳状态相关性最好[14, 37-40]。因此，本课题基于机器视觉眼部特征的疲劳状态检测采用与疲劳相关性最强的 P80 准则。

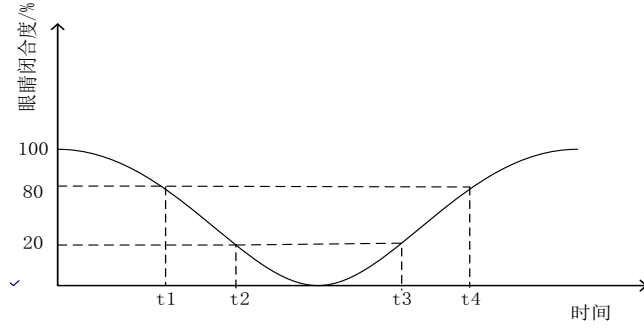


图 3-1. 眼睛闭合度的测量

$t_1$ 和 $t_4$ 为眼睛闭合 20%时的时刻， $t_2$ 和 $t_3$ 为眼睛闭合 80%的时刻，根据 PERCLOS 准则可知，眼睛的实际闭合时间为 $(t_3 - t_2)$ 与 $(t_4 - t_1)$ 的百分比  $f$ ，即：

$$f = \frac{t_3 - t_2}{t_4 - t_1} \times 100\% \quad (3-4)$$

$f$  即为 P80 标准，当  $0 < f < 0.15$  时，受试者处于正常清醒状态，眨眼频率比较快。而当  $f > 0.15$  时，检测到的眼睛处于闭合状态的时间较长，即认为受试者进入疲劳状态。因此，可以把  $f > 0.15$  作为疲劳状态判定的依据。在实时图像采集系统中，图像的帧数和时刻是一一对应的，因此，可以通过眼睛闭合 80%的帧数所占的比例等效为  $f$  模型（如公式 3-5）。

$$f = \frac{M}{N} \times 100\% \quad (3-5)$$

其中，在整个眨眼过程中， $M$  为眼睛闭合在 80%以上的帧数， $N$  为一段时间内总的帧数。本文图像采集设备的帧率为 30fps，因此，本文将  $N$  取为 30，则  $M$  为 5。

为满足嵌入式系统的实时处理要求，本文在基于 Adaboost 检测器检测人脸和眼睛时，采用模板匹配的方法和缩小检测范围及深度的方法进行优化算法，提高系统性能，具体步骤为：

（1）利用 AdaBoost 分类器检测人脸，将检测到的人脸作为模板。并从人脸的上半部检测眼睛（减小搜索范围）；

（2）根据模板匹配算法（公式 29），检测下一帧的人脸，根据（1）中的方法检测眼睛；

（3）每 20 帧重复（1）、（2）步骤。

假设获取模板的分辨率为  $w \times h$ ，则  $x' = 0, 1 \dots w-1, y' = 0, 1 \dots h-1$ 。

$$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T(x', y') - I(x + x', y + y'))^2 \quad (3-6)$$

其中,  $T(x', y')$  为模板在  $(x', y')$  处的灰度值,  $I(x + x', y + y')$  为待检测图像在  $(x, y)$  处的灰度值,  $R(x, y)$  为  $(x, y)$  处的匹配结果。所以,  $R(x, y)$  最小的坐标  $(x, y)$  作为下一帧的人脸中心坐标。

(4) 提取 P80 特征值。对检测到的眼睛作二值化处理, 根据连通区域分别计算眼睛完全睁开和眼睛闭合所占的帧数, 从而计算出  $f$ , 判定是否处于疲劳状态。

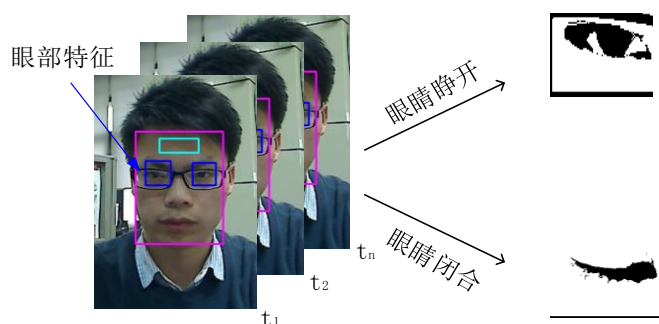


图 3-2. P80 特征值提取

### 3.4 多信息融合的疲劳状态检测模型

本章已经分析了基于 HRV 的疲劳检测方法和基于 P80 的疲劳检测方法的优缺点, 并且可以发现, 在疲劳状态逐渐加深的过程中, HRV 中的时频域特征会随着一起变化, 而此时 P80 (相当于二值决策树) 往往检测不到这种趋势, 但在深度疲劳时它具有极高的准确性。因此, 本课题将基于机器是觉的心率检测方法作为 HRV 分析的基础, 用来判定疲劳状态的变化, 把基于 P80 标准的疲劳状态判定方法作为深度疲劳的判定的绝对标准。

因此, 通过对 HRV 中的疲劳特征量  $P_i$  (公式 3-6) 分析, 如果每一个特征量均检测到疲劳加深 ( $P_i=1$ ), 则认为已经处于疲劳状态, 如果在疲劳状态加深的过程中, 检测到 P80 ( $P_2=1$ ), 则认为处于深度疲劳状态。而如果在疲劳状态非加深阶段检测到 P80 疲劳, 则认为是误判, 系统再次检测  $P_1$ , 重复上面两个过程。其中,  $P_1$ 、 $P_2$  分别为两种疲劳特征的判定结果 (公式 3-7):

$$P_i = \frac{i}{n} \quad (3-6)$$

$$P_1 = \sum P_i \quad (3-7)$$

其中， $i$  为当前的 HRV 疲劳特征数， $n$  为 HRV 疲劳特征总数。

因此，在不同的工业领域，可以根据对脑力警觉度要求的不同，灵活调整两者的权重和深度判定。

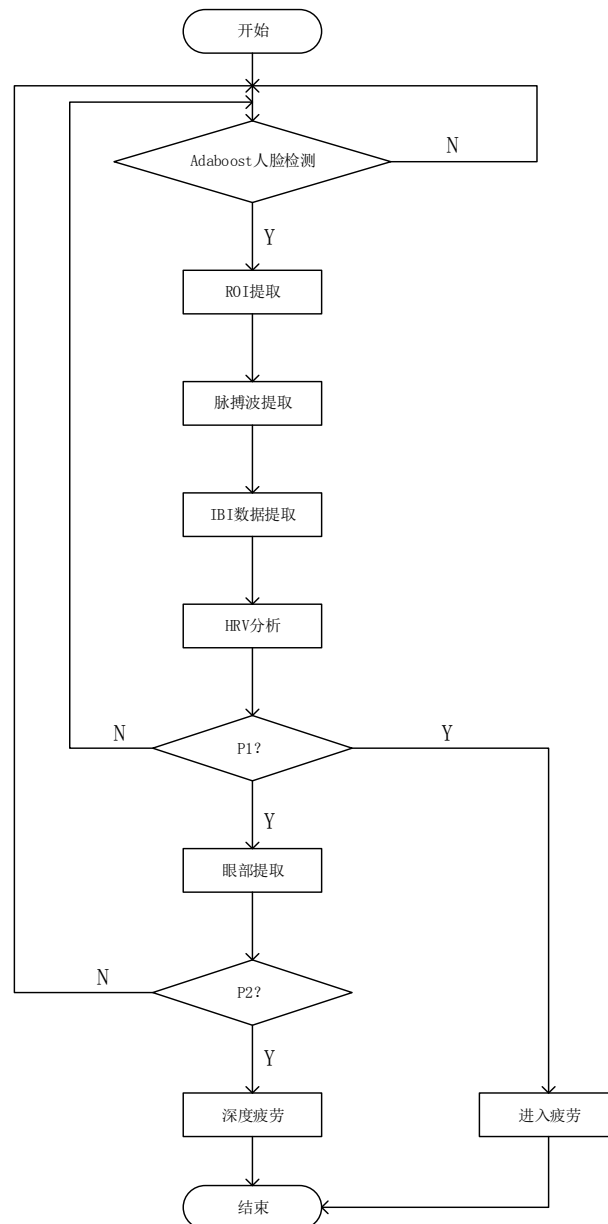


图 3-3 多信息疲劳状态检测模型流程图

### 3.5 本章小结

本章首先分析了基于机器视觉的疲劳状态检测中两种常用的检测方法存在的问题以及两种方法的有点,并提出了基于两者融合的疲劳状态检测模型;其次,分析了 HRV 的生理机理,从理论上解释了 HRV 与疲劳状态的一致性。并分析了 HRV 中的用于疲劳判定的特征量,以及 HRV 的分析方法;再次,论述了基于 P80 标准的判定方法,并从工程实践的角度给出了疲劳判定的技术手段以及 P80 特征提取的方法。最后,提出了这种融合了两种疲劳信息的检测系统模型。为不同的应用需求,提供理论依据。

## 第四章 实验验证及结果分析

### 4.1 引言

在第二章中，本文提出了基于机器视觉的心率检测算法，并在第三章中分析了基于机器视觉多信息融合的疲劳状态检测模型，本章将对基于机器视觉的心率检测方法和 P80 标准在疲劳检测中的应用进行实验验证，并提取疲劳判定特征参数，为嵌入式系统的开发提供理论依据。疲劳状态的评定以 KSS 主观量表作为依据，KSS 量表将疲劳状态分为 9 个等级（表 4-1），分别代表不同的疲劳状态 [44, 45]。实验对象为不同性别不同年龄（24-27 周岁）的健康大学生，每位实验对象从事一定的脑力工作任务，当其处于不同的 KSS 等级时，启动程序监测 5 分钟，并将数据保存，以便后期处理分析。

表 4-1: KSS 疲劳主观表

疲劳等级

A.	非常清醒
B.	很清醒
C.	清醒
D.	稍微清醒
E.	不太清醒也不太疲劳
F.	有一些疲劳
G.	疲劳，但不费力便能保持不闭眼
H.	很疲劳，需要一定的努力才能保持不闭眼
I.	非常疲劳，需要很大的努力才能保持不闭眼

### 4.2 实验装置

摄像头: Logitech Pro9000,详细参数见表 4-2

表 4-2: 实验摄像头参数

## 主要参数

传感器类型	CMOS	传感器像素	800 万
最高分辨率(dpi)	1600x1200	最高帧率(fps)	30fps
色彩位数	24	输出格式	动态: AVI/YUY2 静态: BMP/JPEG
对焦方式	自动对焦	PC 接口	USB2.0

数据采集平台：在 Windows 7 系统下，采用 OpenCV2.4.9 编程，实现人脸跟踪、眼部特征提取以及心率检测。

OpenCV 是一个开源的图形图像处理库，采用 C/C++ 编程，可以运行在目前主流的各大系统上，同时它还提供了多种其他编程语言的接口。

OpenCV 是采用高级编程语言 C/C++ 设计的，函数的执行速度比较快且适用于嵌入式系统中开发。针对目前主流的 Intel 和 ARM 处理架构，OpenCV 对接口函数进行了优化，它的内部集成了针对 Intel 的 Windows 处理器的 SSE 性能优化编码和针对 ARM 处理器的 NEON 性能优化编码，无论在 PC 端还是在嵌入式系统中都有着极大的应用价值。OpenCV 涉及到与机器视觉和图像处理相关的各个领域，并且其内部集成了 MLL (Machine Learning Library) 机器学习库，在统计方面的模式识别和聚类上具有较好的性能。

本文利用 OpenCV 的分类检测器检测 Adaboost 实时跟踪人脸，在心率疲劳特征提取的实验中分离 ROI 的 RGB 通道，并提取脉搏波信号存储在文件中供 Matlab 的 HRV 分析；在眼部疲劳特征提取中，首先基于眼部检测器检测眼部，再利用第三章中的二值化方法实时提取眼部 P80 特征，并与 KSS 主观量表对比分析实验。

HRV 分析：采用 Matlab2013 对 OpenCV 采集的脉搏波信号处理分析，提取 IBI 的时域和频域指标。

### 4.3 实验内容

#### 4.3.1 实验方法

实验对象选取 4 位在校大学生，三位女生一位男生，年龄在 24-27 周岁之间，身体健康，实验前一天作息规律。具体实验过程如下：

- 1) 让受试者了解 KSS 主观量表，对不同的疲劳等级有个大致的判断。

- 2) 受试者分别在上午 8:30-11:30 从事自己的脑力工作（在个人 PC 上工作），每隔一小时对照一下 KSS 主观量表，记录下 KSS 等级并数据采集程序将自动启动，采集 5min 的脉搏波信号和 P80 判断结果。由于数据采集程序加入了 Adaboost 检测器，能够实时跟踪受试者，因此，该系统不会影响受试者的工作，在无形中进行检测和处理，程序执行过程如图 4-1。



图 4-1. P80 判定及脉搏波采集程序 (a) 系统检测到的清醒状态下的运行图  
(b) 系统检测到的疲劳状态下的运行图

利用 Matlab 处理采集到的数据，提取 IBI 数据并作 HRV 分析，对比 KSS 主观量表的记录结果和 HRV 的时域、频域参数结果，从而找到基于 HRV 的疲劳状态检测特征，应用于嵌入式系统中。

### 4.3.2 HRV 分析

为便于 HRV 统计分析，本文首先采集一组较长时间的实验数据，受试者在上午 8:30 开始投入一天的工作，保持人脸正对摄像头，持续工作 3 小时（以阅读文献资料为主），并每隔十五分钟程序自动保存五分钟的脉搏波信号，受试者记录一次 KSS 主观量表，共分出 11 组数据（KSS、P80 结果如表 4-3，此时未进行信息融合判定），现将该 3 小时的数据分析如下：

#### 1) 提取 IBI 数据包，并作预处理

首先，对采集的脉搏波信号，采用第二章中提到的基于时间表的三次样条重构方法对脉搏波信号重构成采样率为 200Hz 的信号；

其次，利用 [0.75, 3]Hz 的理想滤波器对信号滤波，并提取 IBI 数据包；

再次，利用 John T. Ramshur 设计的 Heart Rate Variability Analysis Software 对提取的 IBI 数据包进行预处理，比如去除奇异点、插值重构等[32]。数据处理结果如图 14 所示。



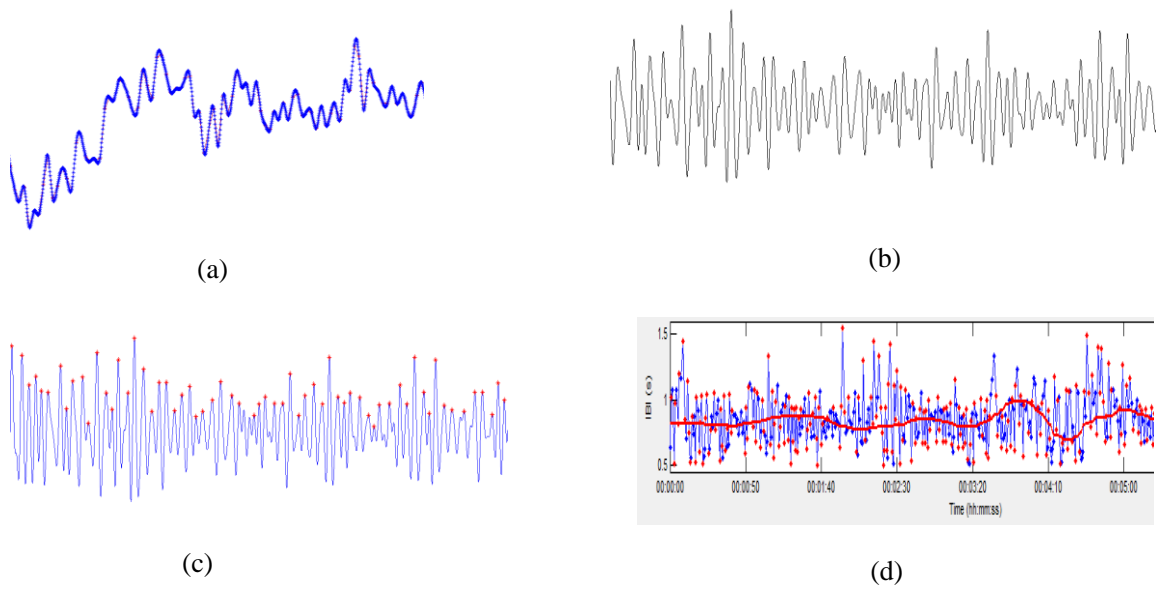


图 4-2. IBI 数据包提取过程 (a) 经三次样条重构后的脉搏波信号 (b) 经过理想带通滤波器后的结果 (c) 提取脉搏波的峰值 (d) IBI 数据包预处理

## 2) 时域和频域分析

对 IBI 预处理之后, 根据第三章中提出的方法分别对这 11 组 IBI 分别统计数据的 MEAN、SDNN、RMSSD, 结果如图 4-3.

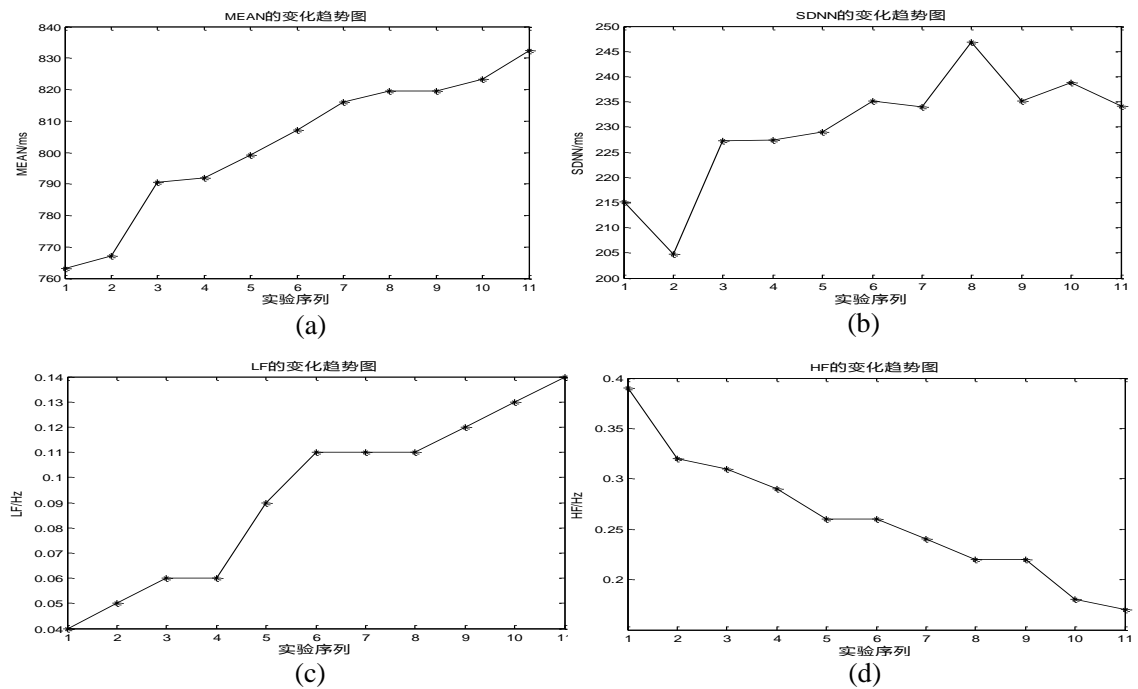


图 4-3. 11 组数据的 HRV 的时、频域分析 (a) MEAN 的变化趋势图 (b) SDNN 变化趋势图 (c) LF 变化趋势图 (d) HF 变化趋势图

表 4-3:11 次 KSS 量表和 P80 判定结果（其中，P80 的 1 代表检测到疲劳，0 代表未检测到疲劳）

次序	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11
KSS 值	C	C	C	D	D	E	E	F	G	G	H
P80	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	1

根据实验结果，可以看出受试者在工作过程中逐渐进入疲劳状态，而 HRV 中 IBI 时域均值和频域低频部分逐渐升高、时域标准差呈现曲折性升高，频域高频成分逐渐降低，因此，可以将以上 HRV 中的四个变量成分作为疲劳状态判定的依据，这与传统的基于 ECG 的 HRV 分析结果基本一致[42]。

从表 4-3 中，可以看出在实验对象清醒状态时，单独的 P80 判定方法依然会检测到疲劳状态，产生这种误判的主要原因应该是实验对象在实验过程中眼睛偏移、光照变化或者头的扭动造成的误判结果；从图 4-3 中可以看出 HRV 数据的 MEAN 和 HF 的与疲劳状态变化的相关性更大，因此，本文将这两个变量与 P80 相融合进行进一步的验证和分析。实验结果会在接下来的章节中进一步讨论。

#### 4.4 实验结果

在数据采集程序中加入 HRV 分析，融合多信息进行疲劳判定。分别对四个实验对象在 8:30、9:30、10:30、11:30，采集数据并作深度疲劳判定，结果如图 4-4 和表 4-3。

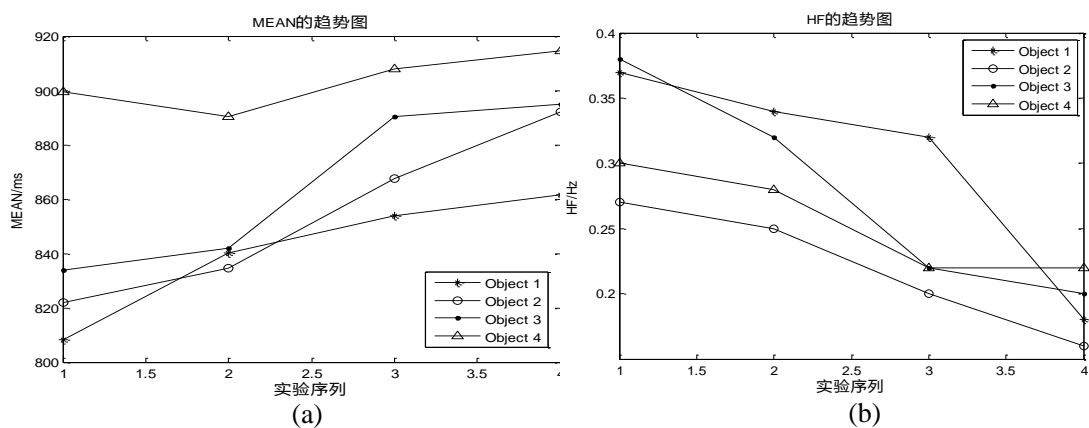


图 4-4. 4 组实验结果 (a) 时域变化趋势图 (b) 频域变化趋势图

表 4-4: KSS 量表(信息融合判定结果)

	1	2	3	4
对象 1	C(0)	D(0)	F(0)	H(1)
对象 2	C(0)	E(0)	F(0)	H(1)
对象 3	C(0)	D(0)	E(0)	H(1)
对象 4	C(0)	E(0)	F(0)	I(1)

通过实验结果,可以发现在实验对象疲劳状态逐渐加深的过程中,MEAN 的值逐渐升高,而 HF 成分逐渐降低,两者的变化和疲劳深度的变化具有一定的相关性,可以用来表征疲劳状态,而 P80 标准往往检测不到这种变化。由于人的主观能动性较强,因此,在疲劳程度不深时,往往能够控制住自己的眼睛,即保持睁开状态,此时,通过 P80 判断不出这种疲劳状态,而 HRV 分析能够明显发现这种趋势。这在飞行员驾驶或者机动车驾驶领域具有极大的应用价值,因为,无论飞行员还是驾驶员由于工作的单一性,往往会逐渐进入疲劳状态,一旦进入疲劳状态,身体的操控能力下降、反应缓慢,很容易引起较大的事故。如果单从 P80 来判断的话,难以发现这种变化的趋势,而且往往会发出错误的警报,对工作人员产生负面影响。

首先根据 HRV 分析疲劳状态,然后再通过 P80 进行深度疲劳检测,从表 4-4 中可以看出,这种融合后的检测方法能够准确判定检测对象的深度疲劳信息,从而提高了系统检测的准确度。因此,基于机器视觉的心率检测算法能够应用于基于心率变异性的疲劳判定,而且,HRV 的时域和频域特征量能够很好的表征疲劳的变化,可以用来预测疲劳的发生和趋势,从而可以作为 P80 的辅助系统,提高系统判定的准确性及预警能力。

## 4.5 本章小结

本章首先探讨了基于机器视觉的心率检测方法在疲劳状态检测中的应用,从而发现 HRV 中的时域均值和频域高频成分与疲劳状态的相关性更大。进而把这种基于机器视觉心率检测的 HRV 分析应用与疲劳状态检测中,分别把其中的时域均值和频域中的高频部分作为疲劳特征量,并对不同实验对象进行实验分析。从图 4-4 和表 4-4 可以看出,这两个特征量能够很好的表征疲劳状态。因此,可以根据 HRV 分析对疲劳状态进行判定。且实验结果也表明,当实验对象进入深度疲劳时,根据 P80 标准能够简单、快速的判定出疲劳状态。因此,本文提出的

基于机器视觉多信息融合的疲劳状态检测方法具有广阔的应用前景,根据不同作业对象对疲劳状态的不同要求,程序可以集成不同的权重对疲劳状态进行检测。

## 第五章 嵌入式系统设计

### 5.1 系统整体设计方案

基于机器视觉的心率提取和 HRV 分析需要实时的读取摄像头采集的图像并提取特征。在特征提取的过程中需要使用 Haar-like 分类器实时跟踪人脸，因此，对平台的图像处理能力需求较大。ARM Cortex™-A 系列处理器中加入了 NEON 技术，该技术可加速多媒体和信号处理的能力，特别是在 2D/3D 图形处理、音视频处理、图像处理等领域，它采用并行化的处理方法，可大幅提升系统的处理速度。在性能上，基于 NEON 技术的处理能力至少为 ARMv5 的 3 倍，为 ARMv6 的 SIMD 性能的 2 倍。因此，本课题在嵌入式系统选型上选择基于 Cortex-A 的 ARM 处理器。飞思卡尔的 i.MX6 系列芯片主要市场定位就是图像处理领域，内部集成了 IPU 和三个功能不同的 GPU 用于硬件加速图像处理能力。因此，本课题采用飞思卡尔的 i.MX6Q 作为核心处理器，它具有 4 个 ARM Cortex™-A9 内核，每个内核主频高达 1.2GHz，并集成 NEON 媒体加速技术，同时具有 IPU、GPU 等图像处理器。系统设计框图如图 5-1 所示。

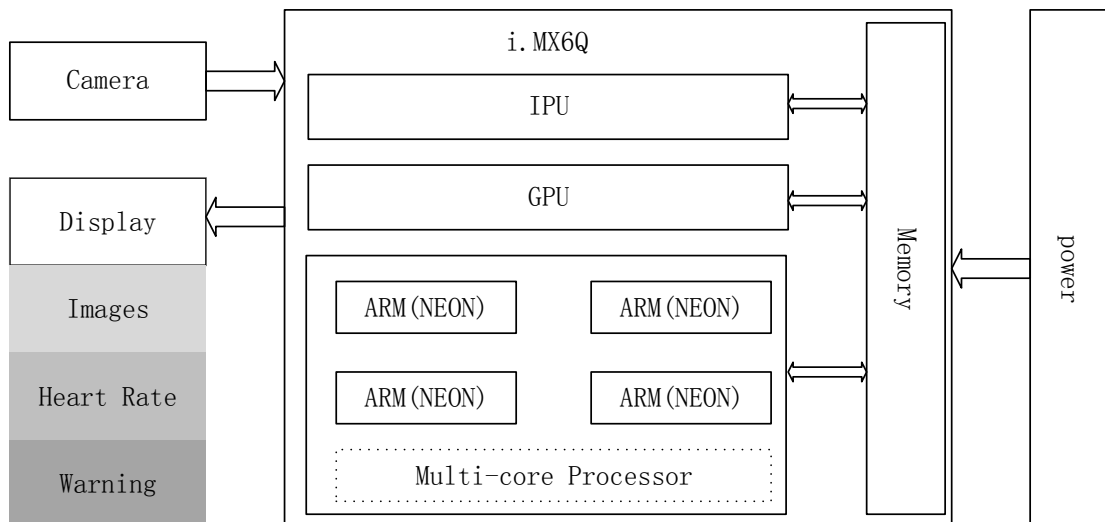


图 5-1. 系统框图

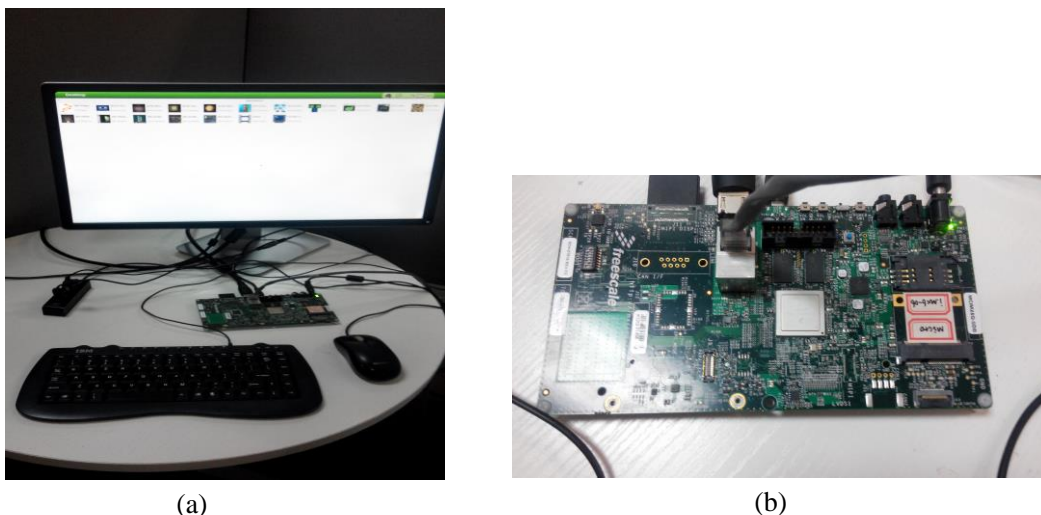


图 5-2. i.MX6Q 实物图 (a) 开发板和外接设备 (b) i.MX6Q SABRE 开发板

## 5.2 硬件平台介绍

i.MX6Q 具有较强的多媒体处理能力，4 个 ARM® Cortex™-A9 内核，每个内核运行频率高达 1.2 GHz，且具有 NEON SIMD 媒体加速器。在多媒体处理方面拥有 GPU 3D、GPU 2D、视频解码（1080p 60fps h.264）、视频编码（1080p 30fps H.264 BP/双 720p 编码）、摄像头接口（支持 1x 20 位并行，MIPI-CSI2（4 通道），三路同时输入）。其中，GPU 3D 为 Vivante GC2000，最高支持 OpenGL ES 3.0 版本，GPU 2D 为 Vivante GC320，可用于矢量图表的绘制；存储器方面具有两个 32 LP-DDR2，1 个 64 DDR3 / LV-DDR3；支持 LVDS 和 HDMI 高清显示。该系统在嵌入式图像处理和机器视觉方面具有较大的优势和应用价值。

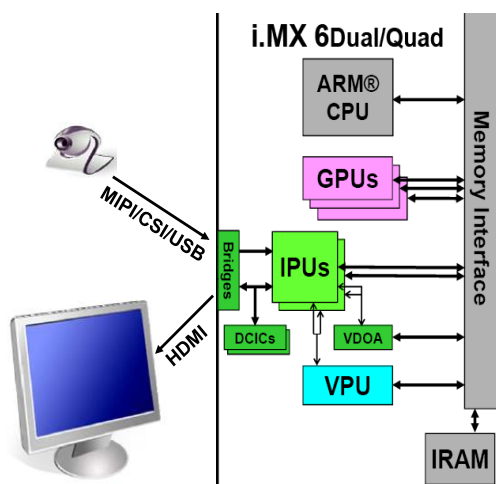


图 5-3. i.MX6Q 的图形图像处理架构

根据以上性能指标，i.MX6Q 能够满足本课题在硬件上的需求。在具体的实践应用中，用到了一些硬件优化加速系统处理性能。其中最主要的硬件图形图像处理架构为 2 个 IPU、3 个 GPU、4 个 NEON 协处理器，对数据进行矢量化运算。下面对这三种硬件架构进行详细论述。

#### (1) IPU，图像处理单元

IPU 是 i.MX6Q 的辅助图形图像处理单元，对图像的处理是通过硬件实现的。它不但可以降低 CPU 处理负担，而且可以大大降低功耗，提高系统处理能力。IPU 主要用于颜色空间转换、图像裁剪、图像旋转等的硬件加速，本课题采用 IPU 作颜色空间转换，把摄像头采集的图像传给 IPU，使颜色空间有 YUV 格式转换为 RGB 格式，用于心率的提取和人脸跟踪以及眼部特征提取。

IPU 的颜色空间转换是由图像转换器（Image Converter, IC）和显示处理器（Display Processor, DP）两个硬件模块实现（如图 5-4）。在 IDMAC（Image DMA Controller）控制下，将图像源数据从内存中传输到 IC 中处理，处理后的结果送到 DMFC（Display Multi FIFO Controller）中。DP 再从 DMFC 中提取由 IC 处理后的数据，实现颜色空间的转换（Color Space Converter）。最终，将处理完成的结果送给 DC（Display Controller）和 DI（Display Interface）用于显示或返回内存（供 CPU 使用）。

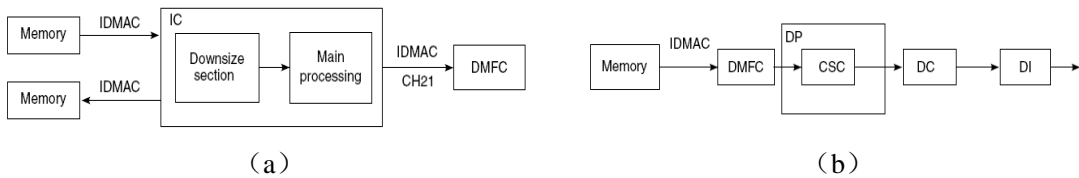


图 5-4. IPU 颜色空间转换 (a) IC 处理模块 (b) DP 处理模块

IC、DP 是通过硬件管道将 YUV 格式的图像实时转换为 RGB 格式，由于采用的是硬件转换，所以基本不耗用 CPU 资源，且转换速率明显高于软件算法。IC 和 DP 的颜色空间转换是基于公式（5-1,5-2,5-3）：

$$Z_0 = X_0 \times C_{00} + X_1 \times C_{01} + X_2 \times C_{02} + A_0 \quad (5-1)$$

$$Z_1 = X_0 \times C_{10} + X_1 \times C_{11} + X_2 \times C_{12} + A_1 \quad (5-2)$$

$$Z_2 = X_0 \times C_{20} + X_1 \times C_{21} + X_2 \times C_{22} + A_2 \quad (5-3)$$

其中， $X_0=Y$ ,  $X_1=U$ ,  $X_2=V$ ;  $Z_0=R$ ,  $Z_1=G$ ,  $Z_2=B$ ; 矩阵 C 为相关系数，固化在硬件内部的；A 为取景器的偏置参数。

## (2) GPU(Vivante GC2000、Vivante GC355、Vivante GC320)

最初的 GPU 主要用于图像的绘制工作，内部集成了硬件的浮点算法。但随着 GPU 技术的发展，现在的 GPU 已经具备了强大的并行化数据处理能力。不仅用在图像的显示和 3D 绘图中，而且在并行化、海量数据处理中发挥着极大的作用。现阶段在嵌入式系统已经能够集成用于图形绘图的和数据处理的 GPU 芯片，从而提高嵌入式系统在 3D 图形绘制和数据的处理能力。而 i.MX6Q 中集成了三种 Vivante 的嵌入式版本的 GPU，分别为：Vivante GC2000、Vivante GC355、Vivante GC320。Vivante GC2000 采用了针对 OpenCL 应用的 GPGPU (General-purpose Graphics Grocessing Unit) 技术，通过卸载 CPU 进行图像处理及其它高性能的并行数据计算，进一步增强 i.MX6Q 的处理性能。Vivante 图形和 GPGPU 内核的结合能够为嵌入式系统的在工程实践中带来了新的应用，比如立体 3D 视频回放、桌面质量游戏、增强现实和内容创建功能。Vivante GC355 是一种矢量图图像处理器，支持 OpenVG(Open Vector Graphics)接口技术，为矢量图的绘制提供硬件处理资源。Vivante GC320 是一种 2DGPU，主要用于 2D 图形的绘制。

GPGPU 在数据处理技术中采用的是并行化运算，且内部高度集成计算核心，因此，GPU 在并行数据处理上具有极大的优势 (5-5)。为提高 i.MX6Q 在图像处理中的性能，本课题利用 Vivante GC2000 做一些简单的图像预处理工作，比如灰度变换和直方图均衡化。利用 Vivante GC320 进行 2D 图形的绘制工作，主要用于采集图像的显示、检测人脸和眼睛的绘制、ROI 区域绘制。通过对这两个 GPU 的利用能够减轻 CPU 的负担，为 CPU 争取更多的算法处理空间，提高系统协同性工作能力。

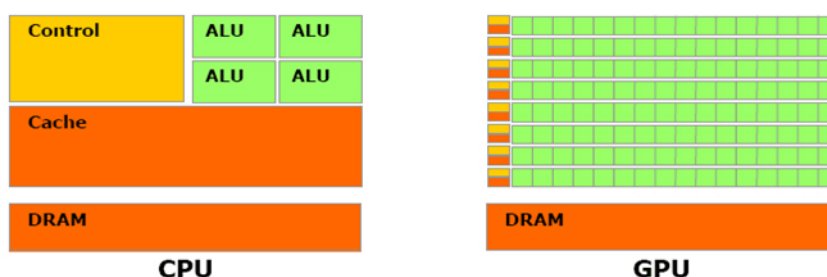


图 5-5. CPU 和 GPU 在数据处理上的不同

利用 Vivante GC2000 作颜色空间装换，将 IPU 给出的 RGB 图像转为灰度图像，并进行直方图均衡化操作。在灰度变换时，利用公式 5-4 进行编程处理，遍历每帧图像的 RGB 通道，利用 GPGPU 并行化处理。



$$Gray = R \times 0.299 + G \times 0.587 + B \times 0.114 \quad (5-4)$$

GPGPU 在对灰度图像做直方图均衡化，直方图均衡化的目的是增加图像的对比度，提高基于 Adaboost 的人脸检测准确度。基本原理是：统计整幅图像的灰度分布范围，将整幅图像的灰度范围平均分布到各个灰度级上，进而提高图像的对比度。具体实现方法如下：

- (1) 统计灰度图像的灰度值，得到图像的灰度分布直方图  $P_r(r_k)$ ；

$$P_r(r_k) = n_k / N \quad (5-5)$$

其中， $k=0,1,2,\dots,L-1,L$  是图像中的灰度等级。 $N$  是整幅图像中总的像素数， $n_k$  为第  $k$  级别的灰度像素， $r_k$  为第  $k$  个灰度级。

- (2) 根据统计结果，对直方图采用累积分布函数进行变换，求出变换后的新灰度  $S_k$ 。

$$S_k = T(r_k) = \sum_{j=0}^k P_r(r_j) \quad (5-6)$$

- (3) 采用查表的方法把原图像中的灰度值替换为新的灰度。

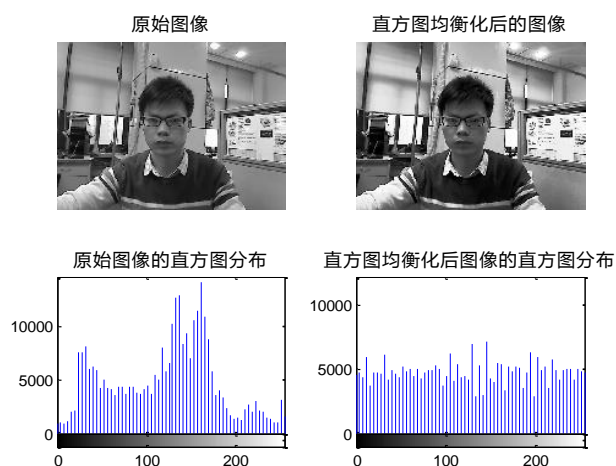


图 5-6. 利用 GPGPU 进行直方图均衡化效果

如果在一帧 640P 的图片使用 CPU 做灰度变换，那么将是上百万甚至上千万的串行顺序执行，而如果使用 GPU 来做的话，采用并行处理，最多也只有几十次的顺序处理，从而有效提高系统运行的流畅性，本文对图 5-6 分别利用 i.MX6Q 的四核处理器和 GPGPU 进行直方图对比分析，发现利用 GPGPU 的耗

时为 2ms，而 CPU 耗时为 6ms，因此 GPGPU 在处理性能上有了很大的提高。

### (3) NEON

ARM ENON 技术设计的目的是提升 ARM 技术在图像或者矢量化信号处理的能力，是在 ARM Cortex-A 系列处理器中对 SIMD 架构的扩展，能够一次性处理八个单字节的数据，使 0-255 的图像能够以矢量的形式进行处理。在多媒体和信号处理算法中，它的处理性能相对于 ARMv5 和 ARMv6 都有了显著提升，加速多媒体处理速度。从而，促进基于 ARM 的嵌入式平台在移动设备中的应用。

i.MX6Q 是基于 Cortex-A 的四核处理器，每个核心上都集成了 NEON。为更好利用这种硬件资源，在 RGB 图像分离和 ROI 脉搏波提取时利用 NEON 技术并行处理图像数据。其中，NEON 的处理语句如下：

```
unsigned char * src1= ptrBGRImage;
unsigned char * src2 = ptrROIImage;
uint8x8_t v_cr1 = vdup_n_u8(length1);
uint8x8_t v_cg1 = vdup_n_u8(length2);
uint8x8_t v_cb1 = vdup_n_u8(length3);
uint8x8_t v_cr2 = vdup_n_u8(length1);
uint8x8_t v_cg2 = vdup_n_u8(length2);
uint8x8_t v_cb2 = vdup_n_u8(length3);
int i = 0, n = g_frame_size/4;
for( ; i < n ; i += 24, src += 4 * 24) {
    BGRsplit(v_cr1, v_cg1, v_cb1, src1);
    ROIProcessing(v_cr2, v_cg2, v_cb2, src2);
}
```

## 5.3 软件设计

为提高嵌入式系统的实时图像处理能力，需要充分利用 i.MX6Q 的硬件资源，即 IPU、GPU、4 核 ARM（NEON）。这些硬件模块具有不同的接口和架构，如果统一分配内存资源和数据交互，则需要统一的指令控制和数据传送标准。因此，本课题采用 OpenCL 软件标准实现异构软件设计。

OpenCL 是免费的、开源的、面向由 CPU、GPU、DSP 等处理器构成的异构系统进行编程的行业标准框架。利用 OpenCL 能够编写一款能够在各类异构系统上流畅运行的程序，每一个 OpenCL 程序都由一个宿主机程序和一个或多个内核组成，宿主机程序运行在宿主机上，对整个系统进行调度和控制，比如 CPU，

内核程序在其他 OpenCL 设备上执行，比如 GPU、DSP。宿主机配置内核程序，并且发送指令到各个设备上，然后由各个 OpenCL 设备执行各自的内核程序。不同设备处理后的结果可以通过内存交互使用。OpenCL 对内存的定义有两种类型，一是缓冲区对象和图像对象[46]。本课题将 4 核 ARM 作为宿主机，GPU、IPU 分别创建不同的内核，各个设备的处理结果在缓冲区对象中交互，设备平台模型如图 5-7。

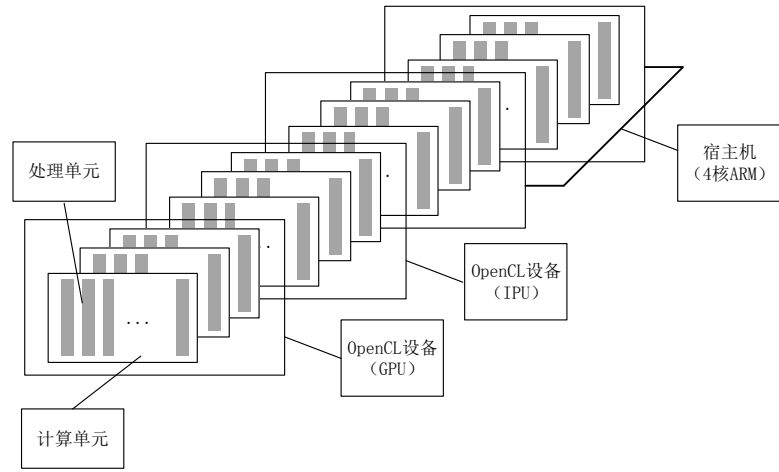


图 5-7. OpenCL 异构平台模型

在宿主机上配置好各个设备的参数，依次控制 IPU、GPU 完成不同的图像处理功能，再将处理结果取回并提取疲劳状态检测特征，从而判定受试者是否处于疲劳状态，具体流程如图 5-8 所示。

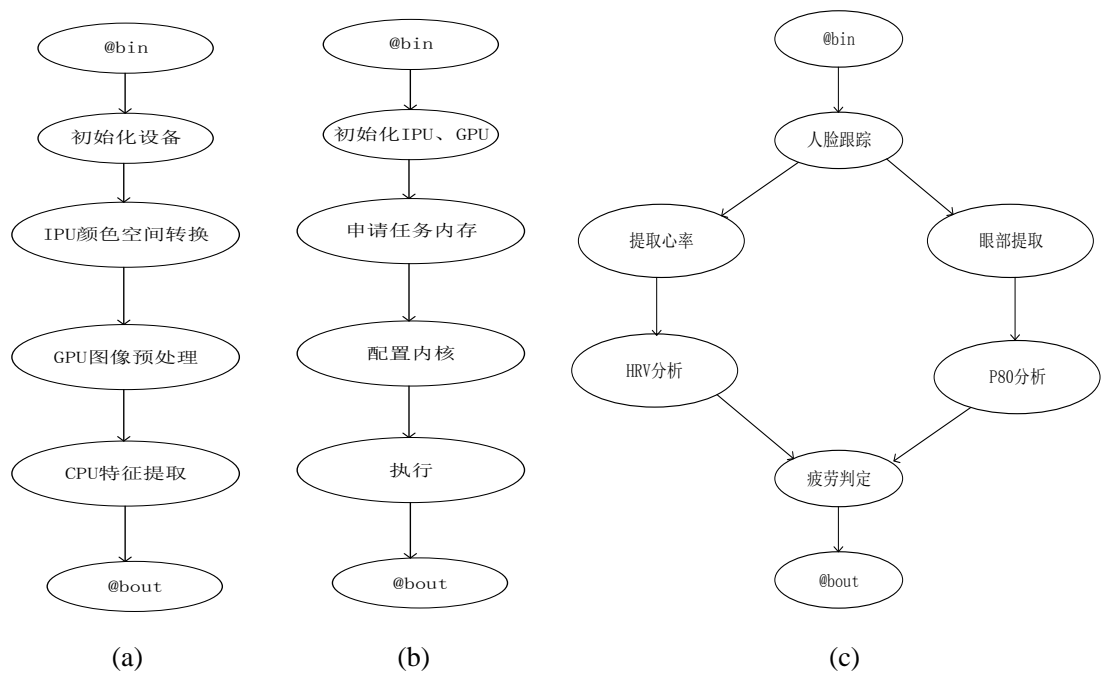


图 5-8. 系统流程图 (a) 异构处理流程图 (b) IPU、GPU 处理流程图 (c) CPU 多线程处理流程图

IPU 是基于任务调度的硬件处理模块,任务是以队列形式依次入 IPU 和出 IPU 的,其中关键的结构体定义如下:

```
struct ipu_task {
    struct ipu_input input;
    struct ipu_output output;
    bool overlay_en;
    struct ipu_overlay overlay;
#define IPU_TASK_PRIORITY_NORMAL 0
#define IPU_TASK_PRIORITY_HIGH 1
#define IPU_TASK_ID_ANY 0
#define IPU_TASK_ID_VF 1
#define IPU_TASK_ID_PP 2
#define IPU_TASK_ID_MAX 3
    u8 priority;
    u8 task_id;
    int timeout;
};

struct ipu_input {
    u32 width;
    u32 height;
    u32 format;
    struct ipu_crop crop;
    dma_addr_t paddr;
    struct ipu_deinterlace deinterlace;
    dma_addr_t paddr_n;
};

struct ipu_overlay {
    u32 width;
    u32 height;
    u32 format;
    struct ipu_crop crop;
```

```

struct ipu_alpha alpha;
struct ipu_colorkey colorkey;
dma_addr_t
paddr;
};
struct ipu_output{
    u32 width;
    u32 height;
    u32 format;
    u8 rotate;
    struct ipu_crop crop;
    dma_addr_t paddr;
};

```

根据 OpenCL 标准, GPU 从缓冲区对象中调度 IPU 处理后的结果, 然后并行化去处理。对 OpenCL 的处理、分配流程如图 5-9:

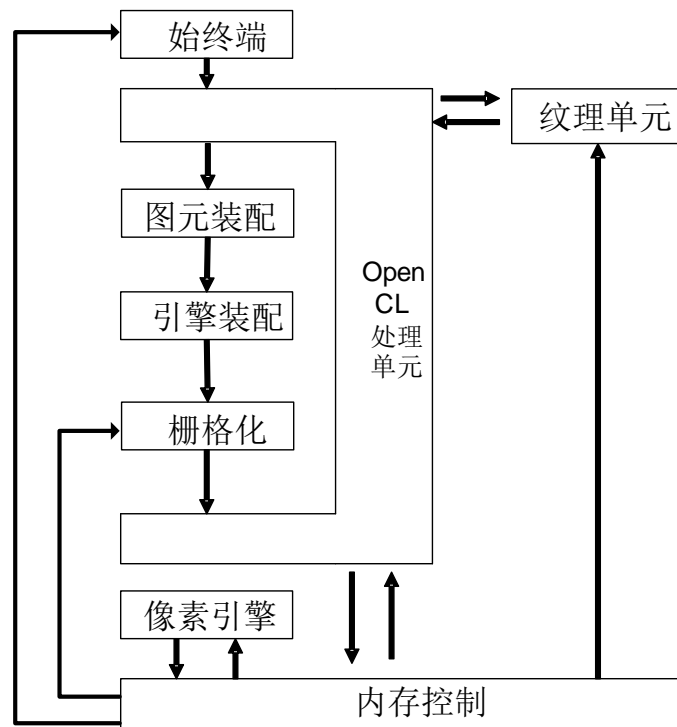


图 5-9. OpenCL 图像设备管线处理模型图

## 5.4 基于嵌入式系统的优化处理

当直接将算法移植入嵌入式系统 i.MX6Q 上时, 由于处理性能相对于个人电脑而言较弱, 因此, 整个系统在 i.MX6Q 上运行速度缓慢, 最高处理速度为 5fps, 难以满足实时性的处理需求。针对这种情况, 本文对处理算法进行了简化和并行处理、采用不同的硬件平台降低 CPU 负担。

在软件上, 前面的章节中已经提到采用并行化的处理思想。由于本课题采用的嵌入式系统是四核处理器, 因此, 在数据并行化处理上具有极高的性能。在对 CPU 并行编程时, 采用 OpenMP 接口技术进行处理。OpenMP 是面向多核处理器的并行化处理技术, 主要用于自动分配多线程的工作, 它不需要程序员自己完成对多个线程的创建、数据的同步和线程的退出等操作, 而是由编译器根据线程语句直接将其运行与多个处理器上运行。本文在独立数据的循环处理程序中采用该方法, 具体如下:

```
#pragma omp parallel for
for(i=0; i<n; i++)
{
    processingData();
}
```

由于本文是对多信息融合的处理模式, 因此, 为提高系统的处理能力, 将两种特征提取分别分配不同的内存和处理线程, 即采用多线程的思想进行编程处理。i.MX6Q 系统搭载的是 Yacto 系统 (基于 Linux 内核), 因此, 对线程的控制中, 采用的是如下编码方式:

```
#include <pthread.h>
void *HRV_thread(void *arg);
void *P80_thread(void *arg);
//创建并开启 HRV 分析线程
pthread_t HRV_thread_en;
pthread_create (&HRV_thread_en, NULL, HRV_thread,NULL);
//创建并开启 P80 检测线程
pthread_t P80_thread_en;
pthread_create (&P80_thread_en, NULL, P80_thread,NULL);
```

在硬件上, 利用 IPU、GPU、NEON 进行优化。IPU 直接从 USB 摄像头中得到图像数据, 并利用其内部硬件资源中进行颜色空间转换, 将处理后的 RGB 数据传给 GPGPU、CPU 进一步处理; GPGPU 将得到的数据进行灰度变换、直方

图均衡化等操作,为Adaboost检测器提供图像预处理的功能;四核 ARM 和 NEON 共同处理 IPU 处理后的 RGB 图像和经过 GPGPU 直方图均衡化后的结果,利用人脸检测器跟踪人脸,根据人脸检测结果,提取 ROI,再利用 NEON 进行 ROI 特征值计算和颜色空间分离,最终提取出脉搏波。与此同时另一个线程对 GPGPU 的灰度图像进行人脸检测,提取眼部特征;最后将 CPU 中多个线程处理的结果交给 2DGPU 进行各个区域绘图和显示。

通过软件和硬件上的优化,系统的实时处理性能得到了极大提升,最终使系统图像的实时处理能力提升由 5fps 提升到将近 30fps。其中,硬件部分的处理都是独立于 CPU 的,因此不耗费 CPU 资源,提高系统资源利用率;OpenMP 分配的线程是全速运行在各个 CPU 核心上的,能够在任一个核心空闲时进行调度,提升了 CPU 的利用率。整个系统的优化框图如 5-10。

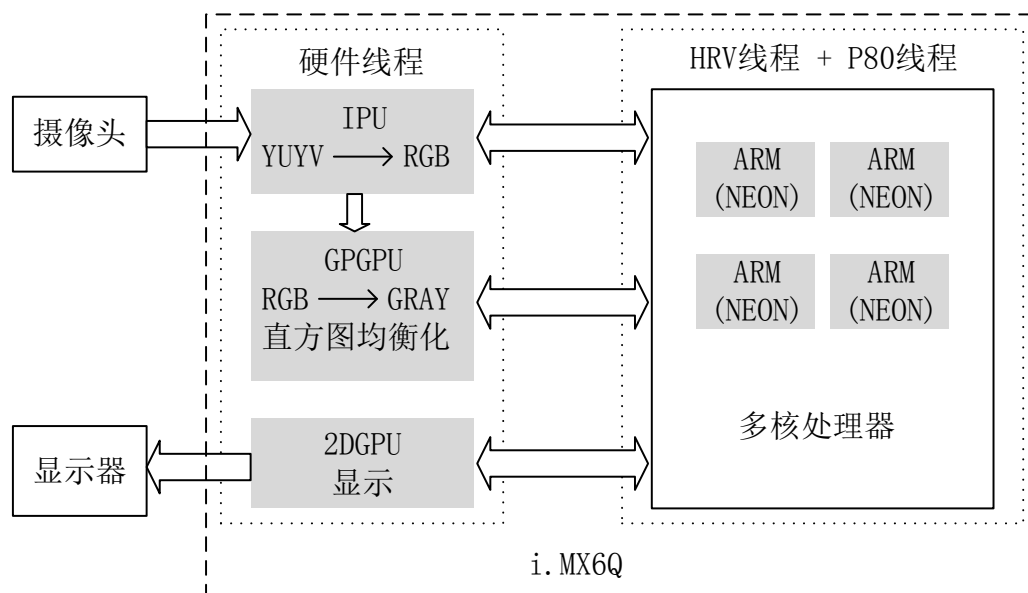


图 5-10. 基于 i.MX6Q 的优化框图

## 5.5 本章小结

通过前几章的论述,本文提出了一种多信息融合的疲劳检测方法,基于以上理论,本章论述了如何将其应用在便携的嵌入式系统中。

首先,根据算法提出了对硬件平台的要求,并根据这种需求选择了飞思卡尔的 i.MX6Q 多核处理器,并提出了系统设计方案。其次,针对在嵌入式系统中图像处理性能相对较弱的情况,本章对 i.MX6Q 的硬件平台进行分析和研究,寻求硬件加速方法。再次,根据该嵌入式系统中集成的 IPU、GPGPU、2DGPU、NEON

等并行处理硬件架构，本文采用 OpenCL 对这些异构平台编程，并提出相应的编程方法。然后，为更好的提升系统性能，本章又在软件层面通过 OpenMP 和多线程的编程方法对算法深度优化。最终，使系统对图像的处理性能从 5fps 提升到将近 30fps，从而流畅运行与该系统上。



## 第六章 总结和展望

### 6.1 本文总结

随着生活节奏的加快，工作压力越来越大，对于从事脑力活动的工作者更需要一种监护自己健康或者提高工作效率的检测装置，即疲劳状态检测设备。但是，目前市面上的很多检测产品都具有一定的缺点。针对这种现状，本文提出了一种基于机器视觉的多信息融合的疲劳状态检测方法，并在 Windows 平台和嵌入式平台设计出该工程项目，同时也证明了这种方法的可行性。

#### 6.1.1 提高基于机器视觉的心率测量的精度

在第二章中，本文首先提出了一种便于工程应用的非接触式心率检测方法。然后对这种检测方法中存在的测量精度问题进行研究。

在基于 PC 的心率检测方法中存在着相位延迟误差和系统随机误差。针对 CMOS 摄像头的相位延迟误差，本文提出了一种基于幅频叠加的算法，由于只对每帧图像的每行时变信号进行幅频分析，忽略了相位信息，从而能够消除不同行的相位误差。在仿真实验和心率的实际测量中，可分别使信号幅值相对提升 11% 和 40% 左右，从而验证了该方法在消除相位误差中的有效性。而针对由于图像传输和个人 PC 上背景程序干扰等情况引起的系统时钟抖动和延迟问题，本文提出了一种基于时间表的三次样条重构方法，该方法能够在一定程度上将信号重构为均匀采样。对于这种算法，本文同样设计了仿真实验和实际心率测量实验，在仿真实验中，该算法能使测量值的均方根误差减小 30% 左右；在实际的心率测量中，该算法能使心率测量的均方根误差大幅降低，从而验证了这种基于时间表的三次样条插值算法的可靠性。

#### 6.1.2 基于多信息融合的疲劳状态检测方法

第三章中提到将基于机器视觉的心率检测方法应用于疲劳状态检测中。本文首先分析了具体的应用方法，并基于这种方法对疲劳判定进行分析和实验。在实验中，发现基于这种非接触式心率测量方法的 HRV 分析中，时域均值和频域的高频成分与疲劳的相关性较大：随着疲劳状态的加深，时域均值会逐渐增加、频域高频分量逐渐降低。因此，本课题选取这两个特征量作为疲劳判定的依据，并

对不同性别、不同年龄的人进行实验验证,从实验结果可以发现,时域均值和频域的高频成分与疲劳具有一定的线性相关性。

最终,本文将这种研究结果应用于实际工程中,即提出了基于机器视觉多信息融合的疲劳判定模型。将 HRV 判定结果和 P80 融合后可实现对深度疲劳的判定。因此,本文为不同的工业领域和对疲劳状态具有不同需求的行业提出了一种新型检测模型。

基于以上原理,本文设计了一个基于 Windows 的应用软件,它能够实时跟踪人脸,并实时显示心率和融合了 P80 的疲劳判定结果。为进一步推动产学研一体化的思想,本文又设计了一套基于嵌入式系统的检测设备。由于嵌入式系统的处理性能较弱,因此,如果简单将本系统移植上去,则处理性能难以满足需求。针对这种情况,本文又对嵌入式系统进行优化处理。具体优化方法主要有两个层面,分别为硬件层面和软件层面。在硬件上,充分发挥 i.MX6Q 的优势,利用异构编程接口 OpenCL 分别对 IPU、GPU、CPU、NEON 进行编程,实现多种架构的协同工作。在软件层上,由于算法在逻辑上存在一定的独立性,因此采用多线程的思想,分别分配不同线程执行不同任务。而且,利用另一种接口标准—OpenMP,对算法中存在多层循环的独立数据分析部分作并行化处理,即利用空间换取时间。经过两个层面的优化,最终系统的实时图像处理性能由 5fps 提升到了 30fp,完成嵌入式系统的开发。

## 6.2 展望

本课题所研究的内容比较前沿,且具有很强的实用性,因此,该课题具有极大的研究价值。嵌入式系统在数据分析和处理能力上不及 PC 机,但是随着科技的进步和发展,嵌入式系统的处理能力会越来越强。由于时间限制,本文未能将 HRV 分析中的高频成分的提取算法应用于该嵌入式系统中,基于嵌入式平台的多信息融合的疲劳状态检测系统还存在一定的缺陷。因此,在后续的研究工作中,可以对算法进一步优化,完全实现嵌入式系统的多信息融合技术。除此之外,本课题还有一些新的研究价值和意义,具体如下:

- 1) 基于机器视觉的心率检测算法具有很大的应用前景,但是由于该检测方法对光照的依赖性极强,因此,在环境光多变的场合仍有很大的限制,因此,在本课题的后续研究中,可以采用一些新型算法来滤除环境光的干扰或者人的运动伪迹造成的影响。
- 2) 通过摄像头能够测量心率,同理可以对比传统脉搏波处理方法,从而提取出呼吸、血样饱和度、血压等生理参数。

- 3) 开发手机 APP, 在手机端可以随时检测心率、呼吸、血样饱和度等生理信息, 为人们提供家庭健康医疗或者远程医疗辅助系统。
- 4) 由于基于机器视觉的心率检测方法具有友好的检测条件, 因此, 它更易于被人们接受, 有着广泛的应用前景, 比如应用于睡眠监测、重症监护、疲劳驾驶等各个领域。

## 参考文献

- [1]蔡巍等, 浅谈从疲劳监测与分析入手开展人的可靠性分析, 中国航空学会可靠性工程专业委员会第十届学术年会(昆明), 2006, 57~59
- [2]MacLean, A.W., D.R.T. Davies and K. Thiele, The hazards and prevention of driving while sleepy. *Sleep Medicine Reviews*, 2003, 7(6):507~521
- [3]李都厚等, 疲劳驾驶与交通事故关系, *交通运输工程学报*, 2010, 10(02): 104~109
- [4]Mats G., K. Göran, Å. Torbjörn. Relations between performance and subjective ratings of sleepiness during a night awake. *Journal of Sleep Research & Sleep Medicine*, 1994, 17(3): 236~241
- [5]Hoddes, E., Quantification of Sleepiness: A New Approach. *Psychophysiology*, 2007, 10(4): 431~436
- [6]Johns, M.W., A New Method for Measuring Daytime Sleepiness: The Epworth Sleepiness Scale. *American Sleep Disorders Association and Sleep Research Society*, 1991, 6(14): 540~545
- [7]T, C., B. G, P. T, Development of a fatigue scale. *Journal of Psychosomatic Research*, 1993, 2(37): 147~153
- [8]Loewy, D.H., The Mismatch Negativity During Natural Sleep: Intensity Deviants. *Clinical Neurophysiology*, 2000, 111(5): 863~872
- [9]Tononi, G., AR McIntosh, DP Russell, Functional Clustering: Identifying Strongly Interactive Brain Regions in Neuroimaging Data. *Neuroimage*, 1998, 7(2): 133~149
- [10]Ye, N., Y. Sun and JieYang, EEG Based Fatigue Driving Detection Using Wavelet Packet Sub-band Energy Ratio. *Chinese Control and Decision Conference*, 2015, 2015(27): 2369~2372
- [11]韩清鹏, 利用 EEG 信号的小波包变换与非线性分析实现精神疲劳状态的判定, *振动与冲击*, 2013, 32(02): 182~188
- [12]潘屏萍, 基于 EEG 信号的脑力疲劳检测方法的研究: [硕士学位论文], 广西; 广西大学, 2014
- [13]李增勇, 汽车驾驶员驾驶过程中的心率变异性功率谱分析, *中国生物医学工程学报*, 2003, 22(06): 574~576
- [14]Hsu, C., FL Lian, CM Huang, Heart Rate Variability Signal Processing for Safety Driving Using Hilbert-Huang Transform. *2014 International Symposium on Computer, Consumer and Control*, 2014: 434~437
- [15]董占勋, 心率变异性与驾驶疲劳相关性研究, *浙江大学学报*, 2010(1): 46~50

- [16]毛喆, 初新民, 严新平, 汽车驾驶员驾驶监测技术研究进展, 中国安全科学学报, 2005, 15 (3) : 108~112
- [17]袁翔, 孙香梅, 疲劳驾驶检测方法研究进展, 汽车工程学报, 2012, 02 (03) 157~164
- [18]Ji, Q., X. Yang, Real Time Visual Cues Extraction for Monitoring Driver Vigilance. ICVS, 2001, 2095:107~124
- [19]姜兆普, 许勇, 赵检群, 基于眼部特征的疲劳检测算法, 计算机系统应用, 2014 (08) : 90~96
- [20]Li, X., Q. Ji, Active affective State detection and user assistance with dynamic bayesian networks. IEEE Transactions on Systems, 2005, 35(1): 93~105
- [21]陆晓, 基于图像处理的疲劳驾驶检测技术的研究: [硕士学位论文], 广西; 广西工业大学, 2013
- [22]Yang, J., C. Shi, Eye Tracing in Real-time Fatigue Driving Monitoring System. ICSP2006 Proceedings, 2006, 2
- [23]Luo, X., R. Hu, T. Fan, The Driver Fatigue Monitoring System Based on Face Recognition Technology. 2013 Fourth International Conference on Intelligent Control and Information Processing, 2013: 384~388
- [24]张恒, 基于眼睛反射点定位和空间网格法的驾驶疲劳检测研究及 DSP 实现: [硕士学位论文], 山东; 山东大学, 2007
- [25]Baronti, F., F Lenzi, R Roncella, Distributed sensor for steering wheel grip force measurement in driver fatigue detection. Proceedings of the Conference on Design, 2009: 894~897
- [26]Pavlidis, I., J Dowdall, N Sun, Interacting with human physiology. Comput.Vis. Image Underst., 2007, 108 (12): 150~170
- [27]G., B., D. F. and J. Guttag, Detecting Pulse from Head Motions in Video. CVPR., 2013, 9(4): 3430~3437
- [28]H., M., R.A. Calvo and Y. Hong, A Machine Learning Approach to Improve Contactless Heart Rate Monitoring Using a Webcam. JBHI, 2014,18(4): 1153~1160
- [29]Poh, M., D.J. McDuff , R.W. Picard, Advancements in Noncontact, Multiparameter Physiological Measurements Using a Webcam. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2011, 58(1): 7~11
- [30]McDuff, D., S. Gontarek, R.W. Picard, Improvements in Remote Cardiopulmonary Measurement Using a Five Band Digital Camera. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2014, 61(10): 2593~260
- [31]Poh, M.Z., D.J. McDuff and R.W. Picard, Non-contact, automated cardiac pulse measurements using video imaging and blind source separation. Opt Express, 2010, 18(10): 10762~10774
- [32]饶睿坚, 来新泉, 李玉山, CMOS 图像传感芯片的成像技术, 微电子学, 2001, 31 (4) : 272~275

- [33]刘智, 柴华, 李娜娜, CMOS 图像传感器中卷帘式快门特性及其应用, 光学精密工程, 2009, 17 (08): 2017~2023
- [34]刘丹, 卷帘式快门 CMOS 数字相机测速系统标定技术, 吉林大学学报(信息科学版), 2012, 30 (6) 622~628
- [35]熊慧, 杨雪, 周梅等, 光谱仪动态采样时间特性的研究, 光谱学与光谱分析, 2014(04): 1130~1134
- [36]汪安民, 基于非均匀采样的信号频率检测方法及其实现: [博士学位论文], 湖北; 华中科技大学, 2004
- [37]Michail, E., A Kokonozi, I Chouvarda, EEG and HRV markers of sleepiness and loss of control during car driving. Conf Proc IEEE Eng Med Biol Soc, 2008, 2008(2008): 2566~2569
- [38]刘灵, 心率变异性在汽车司机驾驶疲劳监测中应用的研究: [硕士学位论文], 重庆; 重庆大学, 2007
- [39]董红生, 心电波形检测与心率变异性分析方法研究: [博士学位论文], 甘肃; 兰州理工大学, 2012
- [40]李莉, 朱经武, 迷走神经和交感神经系统不同活动状态对心率变异性的影响, 生理学报, 1998, 50 (05): 519~524
- [41]李强, 基于 PERCLOS 的列车司机驾驶疲劳检测研究: [硕士学位论文], 北京; 北京交通大学, 2014
- [42]郑培, 宋正河, 周一鸣, 基于 PERCLOS 的机动车驾驶员驾驶疲劳的识别算法, 中国农业大学学报, 2002 (02): 104~109
- [43]陆晓, 基于图像处理的疲劳驾驶检测技术的研究: [硕士学位论文], 广西; 广东工业大学, 2013
- [44]薛然婷, 基于心脑电的大脑警觉度检测技术研究: [硕士学位论文], 天津; 天津大学, 2013
- [45]张翼, 睡眠缺失下的大脑警觉度变化规律及自动分阶研究: [硕士学位论文], 天津; 天津大学, 2012
- [46]周子航, 基于 OpenCL 异构计算的数学图像绘制: [硕士学位论文], 广东; 广州大学, 2013

## 发表论文和参加科研情况说明

### 在投的论文:

- [1] 朱险峰, 焦彬, 赵静等, “提高基于机器视觉的心率测量精度的方法”, 《光谱学与光谱分析》, 2015 年 11 月

### 投稿证明:

焦先生:

您的稿件“提高基于机器视觉的心率测量精度的方法”已经成功地完成在线提交, 我们将慎重考虑其是否可以发表。

您稿件ID是: 151373.

在将来的信件或电话咨询中, 请使用上述稿件ID号。如果您的联系地址或电子邮件改变, 请您登录到ScholarOne Manuscripts网站<https://mc03.manuscriptcentral.com/ssa-cn>来更新您的用户信息。

您也可以登录到<https://mc03.manuscriptcentral.com/ssa-cn>, 进入“作者中心”来随时查看稿件的状态。

感谢您向光谱学与光谱分析 投稿。

此致  
敬礼!

光谱学与光谱分析 编辑部  
chngpxygptx@vip.sina.com

### 申请的专利:

- [1] 发明专利: 朱险峰, 焦彬, 李刚等, “一种基于机器视觉的婴幼儿监测方法及装置”, 公开号: CN104077881A
- [2] 发明专利: 李刚, 赵龙飞, 焦彬等, “一种基于机器视觉的睡眠状态监测方法及装置”, 公开号: CN104083160A

### 参与的科研项目:

本人参与了基于机器视觉的生理信息检测和基于机器视觉的疲劳状态检测的研究, 实现了基于普通摄像头的心率实时检测和基于手机摄像头的心率、呼吸和血氧饱和度的生理信息检测, 同时开发了基于 Windows 的多信息融合疲劳状态检测系统和基于嵌入式系统的实时心率检测、疲劳状态检测系统。

致 谢

## 致 谢

本论文的撰写和研究工作都是在我的导师朱险峰副教授的悉心指导下完成的。朱老师科学的教学方针和诲人不倦的教学态度给了我极大的帮助和影响。在此，向朱老师表示衷心的感谢。

在完成课题期间，朱老师总能抽出宝贵的时间给我指导和帮助，使我能够顺利完成整个工作。在这两年多的研究生求学期间，也遇到了很多疑惑和难题，朱老师总能高瞻远瞩，给我指点迷津，使我能够在思想上和能力上有较大的进步。在毕业论文的设计中，朱老师细心地指导每一个细节问题，而且帮我排除了很多障碍。再次向朱老师表示深深的感谢，感谢您的栽培和帮助。

在实验室期间，李刚教授也给予了我很多帮助，教导我从实验中去学习、发挥学习的能动性，这使我在工程项目的开发中受益匪浅，也使我的工作能力有了很大提升。同时，李老师对科研的执着精神、孜孜不倦的工作热情，时刻鼓舞、激励着我。在此，感谢李老师一直以来的帮助和教诲。林凌教授对科研的强大把控能力和雷厉风行的做事风格时刻激励着我，在此，向林老师表示感谢。

在实验室各位师兄师姐、师弟师妹们的共同帮助下，才能顺利完成论文的撰写。在此，向李哲、杨雪、张盛昭、张琳娜、贺文钦、贺建满、刘妍、刘洋等表示感谢。

另外也要感谢我的亲人，我的爸爸妈妈，是他们的无私奉献和极力支持才能使我全身心地投入学习中，才能顺利完成我的学业。







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](http://www.paperyy.com/reduce_repetition)

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>

---