



单位代码 10635

学 号 112007321000024

# 西南大學

## 硕士学位论文

基于人眼检测的驾驶员疲劳检测研究

论文作者：向本科

指导教师：程小平 教授

学科专业：计算机软件与理论

研究方向：多媒体技术及应用

提交论文日期：2010 年 4 月 日

论文答辩日期：2010 年 5 月 日

学位授予单位：西南大学

中 国 • 重 庆  
2010 年 5 月

# 独创性声明

学位论文题目： 基于人眼检测的驾驶员疲劳检测研究

本人提交的学位论文是在导师指导下进行的研究工作及取得的研究成果。论文中引用他人已经发表或出版过的研究成果，文中已加了标注。

学位论文作者： 向本科 签字日期： 2010 年 5 月 20 日

# 学位论文版权使用授权书

本学位论文作者完全了解西南大学有关保留、使用学位论文的规定，有权保留并向国家有关部门或机构送交论文的复印件和磁盘，允许论文被查阅和借阅。本人授权西南大学研究生部可以将学位论文的全部或部分内容编入有关数据库进行检索，可以采用影印、缩印或扫描等复制手段保存、汇编学位论文。

（保密的学位论文在解密后适用本授权书，本论文：☐不保密，☐保密期限至 年 月止）。

学位论文作者签名： 向本科 导师签名： 程力平

签字日期： 2010 年 5 月 20 日 签字日期： 2010 年 5 月 20 日

目 录

摘 要..... I

Abstract..... III

第 1 章 绪论..... 1

1.1 研究背景及意义..... 1

1.2 国内外研究现状..... 1

1.2.1 疲劳检测技术概述..... 1

1.2.2 国外研究现状..... 3

1.2.3 国内研究现状..... 3

1.3 本文主要研究内容及组织结构..... 4

1.3.1 研究内容..... 4

1.3.2 组织结构..... 5

第 2 章 基于统计学习的人眼检测..... 7

2.1 人眼检测方法简述..... 7

2.2 AdaBoost 算法..... 9

2.2.1 AdaBoost 简介..... 9

2.2.2 算法原理描述..... 9

2.2.3 算法性能分析..... 10

2.3 基于 AdaBoost 算法的人眼检测..... 11

2.3.1 Haar-like 特征及其扩展..... 11

2.3.2 积分图..... 12

2.3.3 弱分类器..... 15

2.3.4 级联分类结构..... 15

2.3.5 AdaBoost 算法的退化现象及改进思路..... 16

2.3.6 基于改进 AdaBoost 的人眼检测..... 17

2.3.7 简单实验与分析..... 18

第 3 章 人眼状态识别与疲劳检测..... 21

3.1 人眼状态识别方法简述..... 21

3.1.1 Hough 变换检测虹膜..... 21

3.1.2 模板匹配法..... 23

3.2 基于模板匹配的人眼状态识别..... 25

3.2.1 模板的采集..... 26

3.2.2 模板尺寸标准化..... 26

3.2.3	模板灰度分布标准化.....	26
3.2.4	模板匹配.....	27
3.3	疲劳程度检测.....	28
3.3.1	PERCLOS 方法.....	28
3.3.2	疲劳计算.....	28
第 4 章	实验与结果分析.....	31
4.1	实验平台.....	31
4.2	实验结果.....	31
4.3	结果分析.....	33
第 5 章	总结与展望.....	35
5.1	本文总结.....	35
5.2	下一步工作及展望.....	35
参考文献.....		37
致 谢.....		41
攻读硕士学位期间发表的论文.....		43

# 基于人眼检测的驾驶员疲劳检测研究

计算机软件与理论专业 硕士研究生 向本科  
指导教师 程小平 教授

## 摘要

每年因驾驶员疲劳驾驶而在全球导致数以万计的交通事故和大量人员伤亡。在我国，疲劳驾驶更被列为引发道路交通事故的三大原因之一。如何及时有效的检测出驾驶员的疲劳程度，减少因疲劳驾驶而引发的交通事故已成为当前智能运输系统的研究热点。

通过对国内外现有疲劳检测技术的原理和方法的比较，以及对各检测方法关键技术及其优缺点的分析，考虑到车载、实时、非接触的要求，本文选择使用 PERCLOS 方法进行疲劳检测系统的构建。人眼检测时，引入 Haar-like 特征检测人眼局部特征的灰度变化，通过积分图计算特征值以提高检测速度，最后将弱分类器经过级联形成强分类器以实现人眼的准确检测。针对算法训练过程中因对困难样本的过度重视而导致的退化现象提出通过标记特定样本的识别状态，及时释放该类样本权重并进行归一化处理以缓解退化。

对于人眼状态识别，在详细分析两种基本算法的基础上提出利用睁、闭眼两套模板，经尺寸标准化和灰度分布标准化处理后进行模板匹配以确定人眼状态，同时根据判别结果计算 PERCLOS 值，若超过阈值则判定驾驶员疲劳。为了简化计算，本文将时间的比值转换为了连续帧数的比值。

本文最后构建了驾驶员疲劳检测系统，并对上述算法进行了验证。实验证明，在实验室条件下，上述方法能够准确的检测人眼区域，并能根据眼睛开合状态实时判断疲劳程度并发出警示，能够满足驾驶员疲劳检测的需要。

**关键词：**疲劳检测 人眼检测 状态识别 PERCLOS



# Research on Driver Fatigue Detection Based on Eye Detection

**Major:** Computer Software and Theory

**Supervisor:** Prof. Xiaoping Cheng

**Author:** Benke Xiang

## Abstract

Each year, fatigue driving leads to tens of thousands of traffic accidents and a large number of casualties around the world. In China, fatigue driving has even been listed as the one of the three major causes of road traffic accidents. How to timely and effectively detect the degree of a driver's fatigue and reduce the number of driving accidents caused by fatigue has become a research hotspot in current Intelligent Transportation System.

Through the comparison of principles and methods of existing fatigue detection technologies at home and abroad, as well as analysis of advantages and disadvantages of different detection methods, taking into account the car, real-time, non-contact requirements, this paper chose to use PERCLOS method to build fatigue detection system. During the process in detection of the human eye, we introduce Haar-like feature to detect changes in gray degree in local characteristics of the human eye, through the integration plan to calculate characteristic values, improving the detection speed, and finally make the weak classifiers to form a strong classifier through cascade to achieve accurate detection of the human eye. During the training process, the degradation, which is caused by too much emphasis on the difficulty samples, is resolved by tagging a identification in specific samples, and timely release such a sample weight and be normalized to alleviate the degradation.

For the human eye state identification, based on the detailed analysis of the two basic algorithms, we propose the use of two sets of templates, open eyes and closed eyes, by standardization of size and gray distribution, we use template matching to determine the status of the human eye, while according to results of discriminant to calculate PERCLOS value, if the value exceeds the threshold driver is determined fatigue. In order to simplify the calculation, the ratio of the time in this article is converted into the ratio of successive frames.

At last, this paper built the driver fatigue detection system, and the algorithm is verified.

Experiments show that under laboratory conditions, the above method can accurately detect the eye region, and it can issue a warning according to real-time state of eyes' open and closed, so that it meets the needs of the driver fatigue detection.

**Key words: Fatigue Detection, Human Eye Detection, State Identification, PERCLOS**

<http://www.ixueshu.com>

## 第1章 绪论

### 1.1 研究背景及意义

所谓驾驶疲劳，是指驾驶员由于睡眠不足或长时间持续驾驶而造成的反应能力下降，其主要表现在驾驶员困倦、打瞌睡、驾驶操作失误或完全丧失驾驶能力<sup>[1]</sup>。因驾驶员疲劳驾驶而在全世界每年导致数以万计的交通事故和大量人员伤亡。据不完全统计，全世界每年由于驾驶员疲劳驾驶而造成的交通事故约有 15 万起。以美国为例，美国国家公路交通安全管理局 NHTSA (National Highway Traffic Safety Administration) 的调查显示，每年全美国平均有 56000 起交通事故与疲劳驾驶有关<sup>[2]</sup>，造成的人员死亡占交通事故死亡总人数的 3.7%，调查还显示有 27% 的受访者曾有过开车时打瞌睡的经历；而据美国汽车联合会 AAA (American Automobile Association) 的调查，有 41%-59% 的重型卡车交通事故与驾驶员疲劳驾驶有关。英国交通研究实验室 TRL (Transport Research Laboratory) 的研究显示，路面交通事故中约有 10% 是由疲劳驾驶引起<sup>[3]</sup>。法国国家警察总署的事故报告<sup>[4]</sup>也显示，疲劳驾驶所导致的车祸占死亡事故的 20.6%，占人身伤害事故的 14.9%。在我国，据公安部交通管理局数据<sup>[5]</sup>，2009 年全国共发生道路交通事故 238351 起，造成 67759 人死亡，275125 人受伤，直接财产损失 9.1 亿元，其中疲劳驾驶被列为超速行驶，酒后驾车之后的第三大引发道路交通事故原因。

引起驾驶员驾驶疲劳的原因除上述的睡眠不足、长时间持续驾驶外，还与工作性质与时间、人的生理周期、酒精以及药物，乃至不同人的生活习惯、身体状况、年龄差异有关<sup>[6]</sup>；另外，即使驾驶员状态良好或者在注意力高度集中的情况下，如果面对景色单一的高速公路，也容易因公路催眠而产生驾驶疲劳，从而导致自我控制能力减弱、判断迟缓、动作僵硬、视力下降、注意力分散以及视野变窄<sup>[6][7]</sup>等不良反应从而发生交通事故。疲劳驾驶作为引发道路交通安全事故的重要原因，越来越引起人们的重视<sup>[8]</sup>。

### 1.2 国内外研究现状

#### 1.2.1 疲劳检测技术概述

疲劳驾驶的实质性研究开始于 20 世纪 80 年代。近三十年，国内外的相关领域专家积极开展疲劳驾驶的研究工作，其已成为当前智能运输系统 ITS (Intelligent Transportation System) 领域的研究热点<sup>[9]</sup>，并取得了一定的成果。

归纳起来，驾驶员疲劳检测的研究方法主要集中在如下三个方面：



### (1)基于驾驶员个体特征的检测方法

对驾驶员个体特征的检测常利用眼睑的活动、眼睛闭合、点头动作、双手在方向盘上的握力等参数进行疲劳判断。ASCI(Advanced Safety Concepts Inc.)研制的头部位置传感器 HPS(Head Position Sensor)通过安装在驾驶员上方的电容传感器阵列计算出头的空间坐标并实时跟踪头部位置,通过对其位移的判断以检测驾驶员是否疲劳。吉林大学智能车辆课题组通过识别驾驶员嘴部状态进而识别驾驶员是否打哈欠或说话,从而判断驾驶员的疲劳状况。美国宾夕法尼亚大学智能交通实验室采用眼睛闭合时间占特定时间的百分率 PERCLOS<sup>[10]</sup>(Percentage of Eyelid Closure Over the Pupil Time)作为疲劳程度的测量指标,被认为是目前最可靠、最有效、最有应用前景并且非常适合实时检测的方法。美国的打瞌睡驾驶员侦探系统 DDDS(Drowsy Driver Detection System),尼桑的 Hiroshi<sup>[11]</sup>,丰田的 Kazuhiko 等即是依据了此指标。

### (2)基于驾驶员生理参数的检测方法

对驾驶员生理参数的检测常使用脑电图(EEG)<sup>[12]</sup>、心电图(ECG)<sup>[13]</sup>、眼电图(EOG)、肌肉活动<sup>[14]</sup>以及唾液等。研究显示,当人从清醒到瞌睡其脑电图会有明显的变化,Theta 波有明显增加,这为疲劳检测供了充分的依据。相关数据也表明,驾驶员在强行超车、加减速以及无视交通指示灯等情况下人体的心脏等循环系统的负担会有明显的变化。一般情况下,当人疲劳时心跳速度会明显下降,通过对心电图的检测大体上可以判断驾驶员是否疲劳。同时,当人处于压力中时,唾液中的淀粉酶含量会升高,也有部分学者正在利用此种关系进行疲劳检测的相关研究。

### (3)基于车辆运行参数的检测方法

对车辆参数的检测常使用车速、加速度、车辆的车道偏离以及方向盘运动情况<sup>[15][16]</sup>等参数。相关研究显示,当驾驶员处于疲劳状态,其反应迟钝,对方向盘的操作减缓,更倾向于选择比较简单的操作策略,因此有学者利用方向盘转角的功率谱密度函数判断驾驶员是否疲劳。美国 Electronic Safety Products 公司开发的驾驶监测系统 SAM(Steering Attention Monitor)若测定到方向盘持续 4s 未运动即会通过语音系统发出警报。相关研究中也有通过测定车辆偏离道路白线的时间和程度判断驾驶员的疲劳状况。日本的 DAS2000 道路警告系统(DAS2000 Road Alert System)测定车辆是否摆过路肩或压轧道路行车线并及时发出警告。法国法雷奥汽配集团和美国 ITERIS 公司合作开发的车道偏离报警器,瑞典沃尔沃汽车集团研制的驾驶员警示系统也是通过监测行车道及行车轨迹以判断驾驶员是否疲劳驾驶。

在对驾驶员疲劳检测的三种主要方法中,通过测量驾驶员生理参数的方法最可靠,能最准确的反映人的困倦程度,但它要用电极和电线接触驾驶员身体,对正常的驾驶行为造成干扰和负担且成本较高,不易推广。对车辆运行参数进行测量的方法是无接触式的,但是受限于车辆的具体类型和驾驶员的个人驾驶习惯及驾驶经验和驾驶条件的限制,准确的判定疲劳和非疲劳的临界值是一个尚未解决的难题。通过测量驾驶员的个体特征来判断驾驶员是否疲劳也是无接触式的,因具有准确性和可靠性的优点,目前被广泛研究和应用。

### 1.2.2 国外研究现状

国外对疲劳驾驶的研究最早可以追溯到上世纪 30 年代,但真正的实质性研究是从 80 年代美国国会批准交通部研究机动车驾驶与交通安全的关系开始。进入 90 年代,驾驶员疲劳程度测量方法的研究发展较快,取得了较多成果。

卡内基梅隆研究所经过反复的实验和论证首先提出了 PERCLOS 指标<sup>[10]</sup>。20 世纪 70 年代 Walt Wierwille 在弗吉尼亚大学开始研究眼睛光学变量与疲劳的关系,研究表明疲劳程度与瞳孔直径、眼球快速转动,眨眼时间以及其它一些因素有关,并发现 PERCLOS 是进行疲劳检测的最好的方法之一。1998 年 10 月美国联邦公路管理局 FHWA(Federal Highway Administration)通过在实验室中进行模拟驾驶<sup>[17]</sup>,完成了对眨眼持续时间、眨眼频率以及 PERCLOS 等疲劳检测指标的比较,测量结果显示 PERCLOS 的准确率最高。美国公路交通安全管理局 NHTSA(National Highway Traffic Safety Administration)推荐把 PERCLOS 作为车载的、实时的、非接触式的疲劳程度检测方法,并被宾夕法尼亚大学智能交通实验室的相关研究所采用。2000 年 1 月明尼苏达大学计算机科学与工程系 Nikolaos P. Panpani Kolospoulos 教授利用置于车内的摄像头实时监测驾驶员的脸部特征<sup>[18]</sup>,开发出一套驾驶员疲劳检测系统,同年 3 月又进行了改进。日本于 2002 年开发出的一种疲劳报警系统,通过安装在汽车方向盘上的感应器监测驾驶员手握方向盘时的脉搏跳动,并适时通过声音、气体喷射、光线刺激,座椅震动等方式做出警告。美国的 Leavitt Larry 通过在驾驶员的驾驶手套中置入压力传感器,实时监测驾驶员在方向盘上的握力,当压力读数超出正常范围便以各种形式进行警示。2005 年,澳大利亚的研究人员推出一款眼镜,通过内置于眼镜中的红外线传感器监测司机的眼睑活动和眨眼频率,并据此判断司机是否疲劳。

### 1.2.3 国内研究现状

我国对疲劳驾驶的研究最早开始于 20 世纪 60 年代,但是由于各种原因相关研究仍处于起步阶段,与发达国家相比还有一定的差距。

中国军医科学研究所利用脑电分析器对 117 名飞行员进行研究,发现人体疲

劳与脑电波的  $\alpha$  节律有关, 当  $\alpha$  节律变化缓慢就说明已出现了疲劳。解放军航空医学研究所设计了飞行员驾驶时的瞌睡检测系统, 对眼睛的跟踪速度达到 24 帧/s, 准确率达 97.5%, 能够在 6s 内预测瞌睡事件。2000 年, 上海交通大学的研究人员通过传感器测量驾驶员驾驶时方向盘、踏板等的运动参数<sup>[19]</sup>, 以此判断疲劳状态。2003 年, 吉林大学的王荣本<sup>[20][21]</sup>等研究人员利用机器视觉的方法对驾驶员眼睛的开合状态进行实时跟踪以判断驾驶员的精神状态, 其出发点与明尼苏达大学 Nikolaos P. Panpani Kolospoulos 的方法相一致, 不同之处在于使用了 BP 神经网络对眼睛开合状态进行分类。中国农业大学车辆与交通工程学院也正在进行驾驶员疲劳检测方法<sup>[22]</sup>的研究, 通过判断人眼的开合状态计算出眼睛的闭合时间和 PERCLOS 值, 当眼睛持续闭合时间长于 3s, PERCLOS 值超过临界值, 就发出疲劳警示。

### 1.3 本文主要研究内容及组织结构

#### 1.3.1 研究内容

由上述分析可知, 驾驶员眼睛的状态与疲劳程序有很强的关联性。为了对驾驶员疲劳进行准确的检测, 本文首先研究了驾驶员在一般性正常驾驶时头部及眼睛的相应特点。由于处在车内这一特殊环境, 驾驶员的头部及眼睛运动不同于平时的生活状态而具有如下四个特点:

- (1)正常驾驶时, 驾驶员头部的空间位置相对固定, 位移较小;
- (2)当头部发生位移, 会恢复至原来位置;
- (3)正常驾驶时, 驾驶员眼睛的视线多为正前方;
- (4)在经过转弯时, 驾驶员眼睛的视线发生移动, 随后恢复原位。

本文基于上述特点, 利用单个静止摄像头实时监测司机脸部, 以非接触的方式对眼睛的开闭状态进行判断。当眼睛闭合时间超过阈值时发出警示, 以防危险情况发生。这种方法不给驾驶员的驾驶操作, 视觉以及心理状态造成妨碍和干扰, 具有较好的实用性。

本文的主要研究内容有:

#### (1)人眼检测过程

眼睛的准确检测是实现疲劳分析的基础, 本节使用 AdaBoost 级联结构分类器进行人眼检测, 为了减缓算法退化而导致的检测率下降, 提出了一种新的样本训练方法, 通过对特定样本识别状态的标记减缓算法的退化, 保持了分类器的高检测率。

#### (2)人眼状态识别和疲劳分析

在人眼检测的基础上, 通过对眼睛开合状态的准确判断可以实时反映驾驶员

疲劳程度。本节中，首先采集了睁、闭眼两套模板，预处理后在人眼区域利用模板匹配方法判断眼睛状态并以此计算 PERCLOS 值。通过对 PERCLOS 的判断最终检测驾驶员是否疲劳。

(3)驾驶员疲劳检测系统的实现

在上述工作之后，本文利用普通摄像头和 PC 机构建了驾驶员疲劳检测系统，通过对眼睛状态的识别以判断疲劳程度并适时发出警示。实验证明，本系统在保证实时性的同时具有较高的检测率。

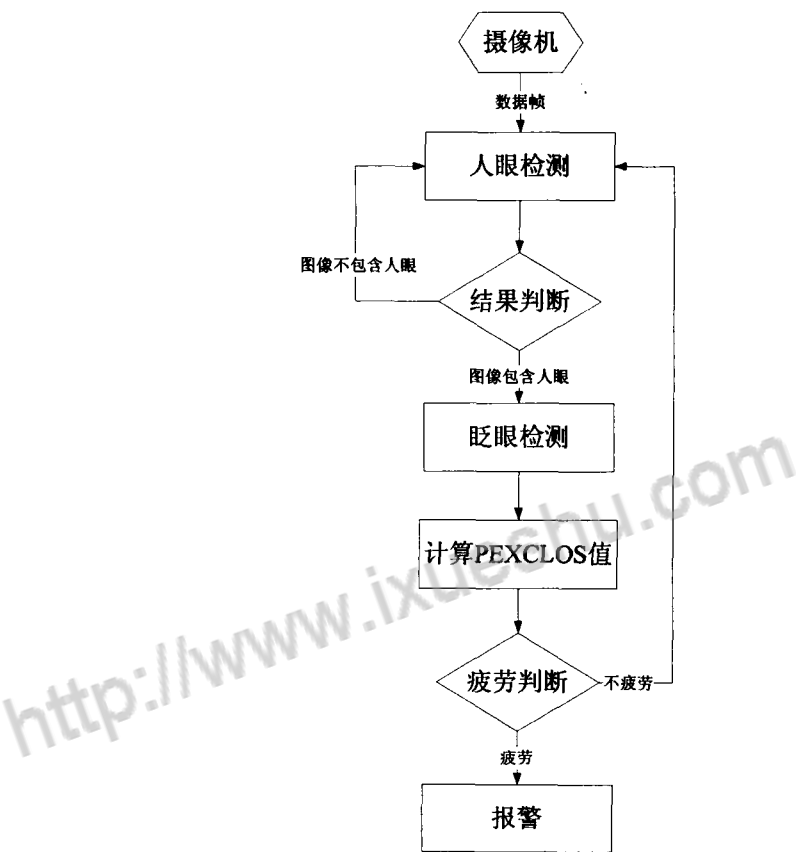


图 1.1 系统流程图

整个系统的处理流程如图 1.1 所示。首先，采集数据帧进行驾驶员人眼检测；其次在成功检测人眼区域的基础上进行眼睛开合状态识别并计算 PERCLOS 值；最后，根据计算的 PERCLOS 值完成疲劳分析。

1.3.2 组织结构

围绕如何实时、有效的进行人眼检测，眼睛开合状态判别以及疲劳程度分析，本文共分五章：

第一章：绪论。简要介绍课题的研究背景，指出疲劳检测领域的主流研究方法和国内外相关研究的现状，最后给出了本文的研究内容和章节安排。

第二章：基于统计学习的人眼检测。首先对已有方法做了简要介绍，提出利用统计学习方法中的 AdaBoost 算法进行人眼检测，并详细介绍了算法原理和检测过程。针对算法存在的退化现象提出了相应的改进方法，最后通过实验的验证，证明了改进的有效性。

第三章：人眼状态识别与疲劳检测。通过对两种方法的介绍和比较，选择了使用模板匹配方法进行人眼状态识别，并给出了详细的处理步骤，最后将检测结果用于计算 PERCLOS 值，完成疲劳分析。

第四章：实验与结果分析。利用摄像头和 PC 机构建了简易的疲劳检测系统，完成对上述方法的验证。实验结果表明，该系统在保持实时性的同时具有较高的检测率。

第五章：总结和展望。对论文的主要工作进行了总结，并就需要进一步完善的课题提出了自己的看法。

<http://www.ixueshu.com>

## 第2章 基于统计学习的人眼检测

### 2.1 人眼检测方法简述

疲劳程度与眼睛的开合状态有极大的相关性，眼睛的准确检测是实现疲劳分析的基础，也是整个系统的核心之一。人眼检测<sup>[23]</sup>是指在输入的图像中确定人眼的位置与大小的过程，驾驶员疲劳检测系统的首要任务就是在视频输入流中准确的进行人眼检测，并将人眼图像从背景中分离出来供下一步进行状态识别所用。

目前，进行人眼检测的方法主要有基于模板匹配的方法、基于统计学习的方法和基于规则的方法三大类。

#### (1) 基于模板匹配的方法

该方法简单易用，首先将眼部模型进行函数预定义或参数化，在检测时对待检的样本图像计算检测区域与标准模板的相关值，相关值在设定的标准内即判定该区域为人眼，否则为非人眼。

几何特征模板：该方法的依据是眼睛在人脸中具有非常明显的分布特征和个体特征。一般地，人眼的位置以及两眼之间的距离相对于人脸而言是一个相关常数<sup>[24]</sup>，双眼的对称性，眼睛与脸部其他器官的相对位置以及眼部的自身形状都可以作为人眼检测的依据。早期的研究中曾用两条抛物线和一个球形来表示眼睛<sup>[25]</sup>，但此模板的初始位置对最终的定位结果有很大影响，后提出通过使用边缘检测算法找到眼睛的左右眼角和瞳孔与上下眼睑的交点作为边缘点以确定模板参数<sup>[26]</sup>，使检测准确率大大提高，但仍有算法复杂、检测速度慢以及仅能对正面或近似正面的人脸图像中的眼睛特征提取较好的缺点和不足。

灰度投影模板：该方法通过对人脸灰度图像进行水平和垂直方向的投影，分别统计出两个方向上的灰度值之和或两个方向上的梯度信息，找出变化点，然后根据先验知识将不同方向上的变化点位置相结合即得到人眼的位置。常使用的投影函数有积分投影函数 IPF(Integral Projection Function)<sup>[27]</sup>、方差投影函数 VPF(Variance Projection Function)、均值投影函数 MPF(Mean Projection Function)以及基于以上函数的混合投影函数 HPF(Hybrid Projection Function)。利用灰度投影模板可以对背景比较简单，脸部特征较规整的图像进行有效的人眼检测，但要进行准确的人眼定位还需要采取其它的辅助方法。

#### (2) 基于统计学习的方法

该方法首先提取大量人眼和非人眼训练样本，通过训练学习得到一组模型参数，基于此构建人眼分类器或滤波器<sup>[28]</sup>。在使用时，利用训练好的分类器对输入图像逐区域进行扫描完成人眼检测。这种方法具有较高的准确率，已越来越多的



进入人眼检测的研究和应用中。

AdaBoost 方法<sup>[29]</sup>：该方法借鉴小波变换，将 Haar-like 特征作为分类器的输入量，在训练中得到大量弱分类器，通过级联将弱分类器组合成强分类器。

支持向量机法 SVM(Support Vector Machine)：该方法核心思想是对于输入空间中非线性可分的情形选择一个适当的非线性映射，将输入空间中的样本点映射到高维的特征空间使得对应的样本点在该特征空间中是可分的。该方法首先采集大量人眼和非人眼训练样本  $(x_i, y_i)$ ，其中  $y_i \in \{-1, +1\}$  分别表示非人眼样本和人眼样本，通过训练得到分类用向量  $W$  和常数  $b$ ，计算  $f(x) = W^T * x + b$ ，如果  $f(x)$  大于 0 则表示此为眼睛样本，小于 0 则为非人眼样本。

主成分分析法 PCA(Principal Component Analysis)：该方法首先采集大量人眼样本和非人眼样本，通过训练得到分类矩阵  $Q$ ，计算  $b = Q^T * f$ ，其中  $f$  为归一化人眼向量。如果  $b$  向量中的主成分值大于阈值则表示此为人眼样本，小于阈值则为非人眼样本。

(3)基于规则的方法

又称为基于知识的方法，其核心思想是确定图像的应用环境，总结在特定条件下眼睛的轮廓信息、色彩信息、位置信息等可用于人眼检测的知识，最后将其抽象归纳为进行人眼检测的规则。

阈值与形态学分割法：首先利用适当的分割阈值将人脸的灰度图像二值化，由于光照等原因二值化后的图像会产生许多噪点，下一步利用先腐蚀后膨胀的开操作分割出包含人眼的黑块区域并计算各区域的面积、外接矩形及其长宽、圆性质、质心等几何特征参数。腐蚀和膨胀的公式如下，其中  $X$  为经过二值化处理后的人脸灰度图像， $B$  为参与运算的结构元素：

$$E(X) = \{a | B_a \subset X\} = X \ominus B \tag{2-1}$$

$$D(X) = \{a | B_a \cap X \neq \emptyset\} = X \oplus B \tag{2-2}$$

最后，根据双眼的中心距离应在某个合适的范围内，双眼下方一定距离内不应存在其他的黑块等先验规则最终确定人眼区域。

辐射对称变换：该方法依据了人眼虹膜和瞳孔区域在人脸图像中的灰度值较周围区域的灰度值低，并且完整的眼珠区域呈辐射对称的特点。在进行人眼检测时，首先计算原始人脸图像的梯度值，然后根据人脸图像的尺寸变化范围在一个或若干个相关尺度上寻找辐射对称性较强的点，该点即是人眼的虹膜点。

综上所述，基于模板匹配的方法大量应用到先验知识，导致检测算法的通用性不高，同时基于模板匹配的方法对周边背景图像和光照比较敏感，检测的鲁棒性不强；基于规则的方法简单易行，但大量使用先验知识直接用于检测导致通用

性较基于模板匹配的方法更低，同时该方法易受光照和噪声的影响，对脸部肤色较深的个体检测效果尤差；基于统计学习的方法不依靠特定的先验知识，通过大量的统计学习完成分类规则的制定，鲁棒性好，准确率高，定位准确，本文即使用基于统计学习方法中的 AdaBoost 算法进行驾驶员人眼检测。

## 2.2 AdaBoost 算法

### 2.2.1 AdaBoost 简介

AdaBoost 算法最早起源于 Schapire 在 1990 年提出的 Boosting 算法，它是一种能够提高任意给定学习算法准确度的方法，其思想来源于 Valiant 提出的 PAC (Probably Approximately Correct) 学习模型<sup>[30]</sup>。Valiant 和 Kearns 指出，在 PAC 学习模型中若存在一个能在多项式时间内完成且识别准确率很高的学习算法即为强学习算法；如果学习算法识别一组概念的正确率仅比随机猜测略好，即识别正确率略大于  $1/2$ ，则此为弱学习算法。

通常情况下，强学习算法是很难直接获取的，为此 Valiant 和 Kearns<sup>[31]</sup>提出在 PAC 学习模型中弱学习算法与强学习算法的等价性问题，即是否可以通过某种算法将易于获得的弱学习算法提升为强学习算法。如果二者等价，则只需找到一个比随机猜测略好的弱学习算法即可将其提升，而不必去寻找很难直接获得的强学习算法。

1990 年 Schapire 通过构造性的方法对强弱学习算法等价性问题作出了肯定的证明，这就是最初的 Boosting 算法。1991 年 Freund 提出了一种效率更高的 Boosting 算法。1995 年 Freund 和 Schapire 在原有基础上提出了 AdaBoost 算法，它不需要关于弱学习器性能的先验知识，因此被广泛的应用到实际的分类问题中。

### 2.2.2 算法原理描述

首先给出 PAC 模型中强、弱学习<sup>[32]</sup>的形式化定义：

**强学习：**令  $S$  为包含  $N$  个数据点  $(x_1, y_1), \dots, (x_N, y_N)$  的样本集，其中  $x_n, (1 \leq n \leq N)$  是按照某种未知但却固定的分布  $D(x)$  随机独立抽取而得到。 $y_n = f(x_n)$ ，其中  $f$  属于某个已知的布尔函数集  $F$ 。如果对于任意的  $D$ ，任意的  $f \in F$ ，任意的  $0 \leq \varepsilon, \delta \leq 1/2$ ，学习算法生成一个满足  $P[h(x) \neq f(x)] \leq \varepsilon$  的估计  $h$ ，其概率大于  $1 - \delta$  且该学习算法的运行时间与  $1/\varepsilon$  和  $1/\delta$  成多项式关系，则称此学习算法为强学习算法。

**弱学习：**弱学习的定义与强学习类似，不同之处在于弱学习算法中只需存在某一对  $(\varepsilon, \delta)$  满足上述条件即可。

AdaBoost 是一个迭代的算法，在每次迭代时根据本轮分类结果动态调整各个训练样本权重。对于被正确分类的样本权重减小，错误分类的样本权重增加，使

得学习算法在下一轮迭代时更加关注分类困难的样本；最后，每轮得到的弱规则经过加权投票合并成一个强规则。

其具体算法如下：

1. 给定已标定的训练样本集： $S = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ ，其中  $x_i \in X$ ， $X$  是训练样本集； $y_i \in Y = \{+1, -1\}$ ， $Y$  是样本类别标志；

2. 初始化权值： $D_t(i) = 1/n, i = 1, 2, \dots, n$ ；

3. 循环：for  $t = 1, 2, \dots, T$ ：

3.1 在当前的权重分布  $D_t$  下，针对每个单特征训练一个弱分类器并从中选择错误率最小的一个作为此次循环的弱分类器  $h_t$ ；

3.2 对选定的  $h_t: X \rightarrow Y$ ，计算加权错误率：

$$\varepsilon_t = \sum_{h_t(x_i) \neq y_i} D_t(i) \quad 2-3$$

和对正样本正确分类的权值：

$$p_t = \sum_{y_i = 1, h_t(x_i) = 1} D_t(i) \quad 2-4$$

3.3 求解弱分类器  $h_t$  的加权参数：

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) \quad 2-5$$

3.4 为下次循环更新权值：

$$\begin{aligned} D_{t+1}(i) &= \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t}, & h_t(x_i) = y_i \\ e^{\alpha_t}, & h_t(x_i) \neq y_i \end{cases} \\ &= \frac{D_t(i) e^{(-\alpha_t y_i h_t(x_i))}}{Z_t} \end{aligned} \quad 2-6$$

其中  $Z_t$  为归一化因子：

$$Z_t = \sum_i D_t(i) e^{(-\alpha_t y_i h_t(x_i))} \quad 2-7$$

4. 最后的强分类器即为：

$$H(x) = \text{sign} \left[ \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right] \quad 2-8$$

在 AdaBoost 算法中， $\alpha_t$  是在第  $t$  轮循环时所产生的弱分类器  $h_t$  在最后的级联式强分类器  $H(x)$  中的加权参数，表示了其重要性，是对  $h_t$  的性能评价因子。因此， $\alpha_t$  是  $h_t$  的加权错误率  $\varepsilon_t$  的减函数，即  $\varepsilon_t$  越小， $\alpha_t$  越大，表明  $h_t$  的分类能力越强，重要性越大。

### 2.2.3 算法性能分析

将强分类器  $H(x)$  对训练样本集的训练误差记为  $\varepsilon$ ，Freund 和 Schapire 首先从理论上推导得出  $\varepsilon$  的边界值<sup>[33]</sup>为：

$$\begin{aligned}\varepsilon = \frac{1}{m} |\{H(x_i) \neq y_i\}| &\leq \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m e^{-y_i f(x_i)} \\ &= \prod_{i=1}^T Z_i\end{aligned}\tag{2-9}$$

其中， $Z_i$  为归一化因子。

记  $\varepsilon_i$  为弱分类器  $h_i(x)$  在样本集上的分类错误率。证明可知，AdaBoost 的最大错误率<sup>[33]</sup>为：

$$\begin{aligned}2^T \prod_{i=1}^T \sqrt{\varepsilon_i(1-\varepsilon_i)} &= \prod_{i=1}^T \sqrt{1-4\gamma_i^2} \\ &\leq e^{-2\sum_{i=1}^T \gamma_i^2}\end{aligned}\tag{2-10}$$

令  $\gamma_i = 1/2 - \varepsilon_i, i=1,2,\dots,T$ ，由上述公式可知，当  $\gamma_i \geq \gamma, i=1,2,\dots,T$  时， $H(x)$  的最大错误率将小于  $e^{-2T\gamma^2}$ ，即：

$$\varepsilon \leq e^{-2T\gamma^2}\tag{2-11}$$

可见，随着弱分类器数量的增多和错误率的下降，最终级联生成的强分类器  $H(x)$  的错误率  $\varepsilon$  将迅速下降。因此理论上，只要弱分类器尽可能的多， $H(x)$  的错误率可以降至任意低的水平。

### 2.3 基于 AdaBoost 算法的人眼检测

#### 2.3.1 Haar-like 特征及其扩展

Haar-like 特征最早是由 Viola 等人引入人脸识别领域的一种简单的矩形特征，因与 Haar 小波相类似而得名。在文献[29]中，Viola 只使用了 3 种类型共 4 种形式的 Haar-like 矩形特征，如图 2.1 所示，这 3 种类型分别是：2-矩形特征、3-矩形特征、4-矩形特征。

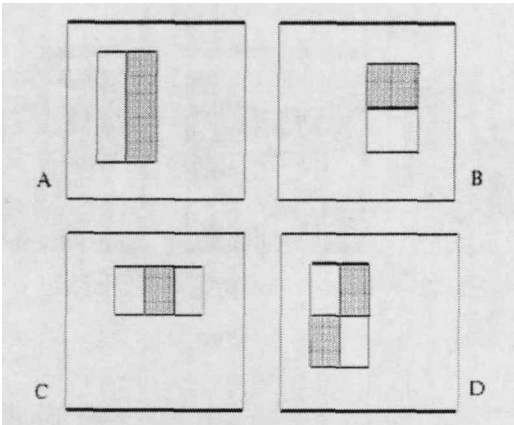


图 2.1 Haar-like 的基本型特征

随后，研究人员对 Haar-like 特征进行了扩展以更加适应研究需要。扩展后

的 Haar-like 特征如图 2.2 和图 2.3 所示。

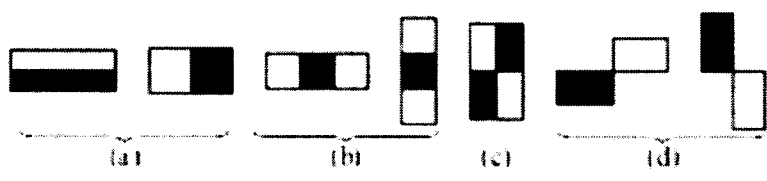


图 2.2 Haar-like 特征的简单扩展

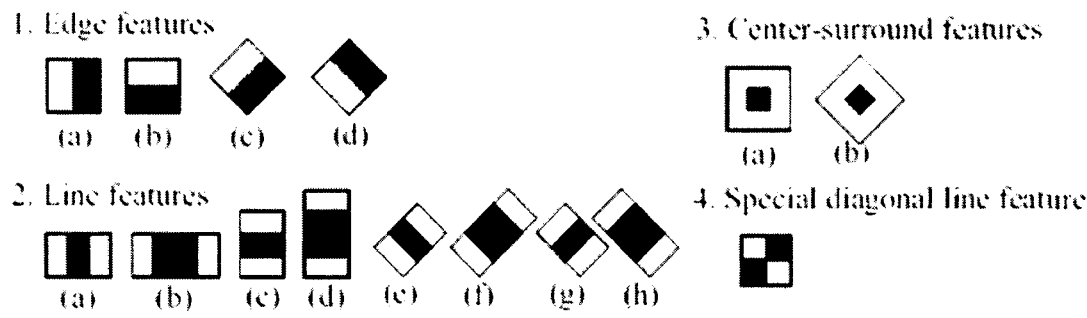


图 2.3 Haar-like 特征的复杂扩展

上述特征的组合运用能够有效的检测到对象局部特征的灰度变化。图 2.4 上部是由 AdaBoost 选出的两个特征，下部是 Haar-like 特征在眼部特征描述的具体运用。三张图片从左至右分别表示了原始图像，人眼部位较下脸颊灰度值更低，双眼区域较两眼中间部位灰度值更小。

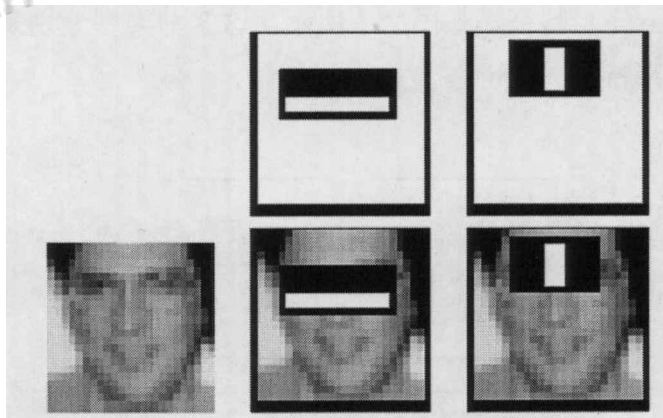


图 2.4 Haar-like 特征的使用示例

2.3.2 积分图

Haar-like 特征的特征值<sup>[29]</sup>是矩形内白色矩形区域的像素值之和  $S_{\text{白}}$  减去黑色矩形区域内像素值之和  $S_{\text{黑}}$ ，公式如下：

$$v = S_{\text{白}} - S_{\text{黑}}$$

2-11

假设图像窗口的大小为  $W \times H$ ，矩形特征的大小为  $w \times h$ ，令  $X = \left\lfloor \frac{W}{w} \right\rfloor$ ， $Y = \left\lfloor \frac{H}{h} \right\rfloor$ ，其中  $\lfloor \cdot \rfloor$  代表向下取整，则在  $24 \times 24$  的窗口内矩形特征数最多可达 16000 余个，计算公式<sup>[34]</sup>如下：

$$n = X \cdot Y \cdot (W + 1 - w \cdot \frac{X + 1}{2}) \cdot (H + 1 - h \cdot \frac{Y + 1}{2})$$

2-12

如果矩形特征旋转  $45^\circ$ ，则图像窗口中能够派生出的特征数<sup>[34]</sup>一共为：

$$n = X \cdot Y \cdot (W + 1 - (w + h) \cdot \frac{X + 1}{2}) \cdot (H + 1 - (w + h) \cdot \frac{Y + 1}{2})$$

2-13

表 2.1 不同大小图像窗口所对应的矩形特征数

窗口大小	36×36	30×30	24×24	20×20	16×16
矩形特征数量	816264	394729	162336	78460	32384

由于检测窗口内可能包含如此大量的矩形特征，如果每次使用公式 2-11 计算特征值将大大降低 AdaBoost 的训练和检测速度。Viola 提出使用积分图<sup>[35]</sup>来计算 Haar-like 特征，大大减少了重复运算，实现了人脸检测的实时性。

对于输入图像  $I$ ，其中像素点  $(x, y)$  的积分图  $ii(x, y)$  定义为该点  $(x, y)$  到  $I$  的左上角所构成的矩形的灰度值之和。公式如下：

$$ii(x, y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} I(x', y')$$

2-14

$$= I(x, y) + ii(x - 1, y) + ii(x, y - 1) - ii(x - 1, y - 1)$$

其中， $I(x, y)$  为图像中的点  $(x, y)$  的灰度值。

具体实现时，常采用一个中间变量来计算积分图，公式如下：

$$s(x, y) = s(x, y - 1) + I(x, y)$$

2-15

$$ii(x, y) = ii(x - 1, y) + s(x, y)$$

2-16

其中  $s(x, y)$  代表本列的灰度值之和，通过这个公式，可以经过一轮运算得到整个积分图。

利用积分图可以很快的计算出输入图像中任意矩形区域内的特征值。对于图 2.5 所示情况，位置 1 的积分图为： $ii_1 = A$ ；同理可得， $ii_2 = A + B$ ， $ii_3 = A + C$ ， $ii_4 = A + B + C + D$ ，由此可迅速计算出矩形 D 的积分值为： $D = ii_4 + ii_1 - ii_2 - ii_3$ 。



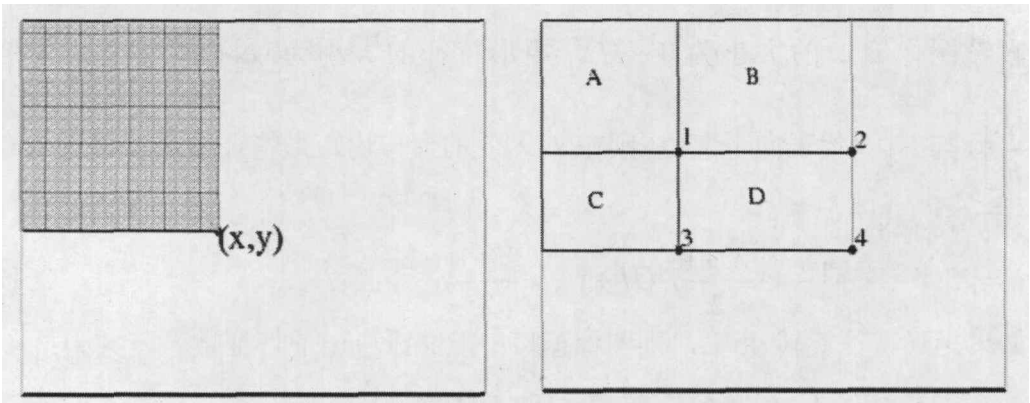


图 2.5 积分图及其计算

下面说明如何根据积分图快速计算出任意矩形特征的特征值，以图 2.6 中的矩形特征为例说明计算过程：

根据定义，特征值  $v = S_{\text{白}} - S_{\text{黑}}$

可知：

$$S_{\text{白}} = ii_4 + ii_1 - (ii_2 + ii_3)$$

$$S_{\text{黑}} = ii_6 + ii_3 - (ii_4 + ii_5)$$

所以，此类矩形特征的特征值为：

$$(ii_4 - ii_3) - (ii_2 - ii_1) + (ii_4 - ii_3) - (ii_6 - ii_5)$$

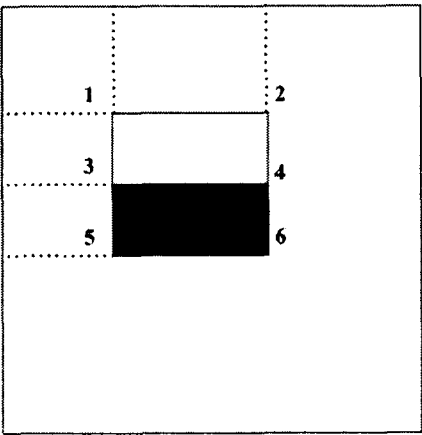


图 2.6 利用积分图计算特征值

由上述计算可知，矩形特征的特征值计算只与此特征端点的积分图有关，而与图像坐标值无关。对于同一类型的矩形特征，不管特征的尺度和位置如何，特征值的计算所耗费的时间都是常量，而且都只是简单的加减运算。其它类型的特征值计算方法类似。

2.3.3 弱分类器

弱分类器由弱学习算法训练得到，由特征  $f_i$ ，阈值  $\theta_i$ ，调整不等号方向的偏置量  $p_i$  组成，形式如下<sup>[36]</sup>：

$$h_i(x) = \begin{cases} 1 & , p_i \cdot f_i(x) \leq p_i \cdot \theta_i \\ 0 & , \text{otherwise} \end{cases} \quad 2-17$$

其中， $x$  通常为  $24 \times 24$  的检测窗口， $p_i$  表示不等号的方向，取值为-1 或+1，如果正样本被分类在阈值以下， $p_i = +1$ ，否则  $p_i = -1$ 。一个弱分类器的训练就是找到最优阈值  $\theta_i$  的过程，一轮分类器的训练过程就是找分类效果最好的弱分类器的过程。

2.3.4 级联分类结构

Viola 等利用 AdaBoost 进行人脸检测之所以能够达到实时的检测速度，除了采用 2.3.2 节所说通过使用积分图计算特征值以减少重复运算之外，另外一个很重要的原因就是利用了一种将多个分类器级联<sup>[36]</sup>判别的方法。这种设计的主要思想是逐级提高检测精度，前面几级使用特征数目较少，结构较简单，主要进行非人脸窗口的排除，后续的弱分类器特征数目越来越多，检测精度越来越高，由于需要检测的子窗口越来越少，从而达到提高检测速度的目的。

利用这一组串行的分类器对待识别样本进行分类时，只有被前面一级的分类器判决为正的样本才被送入后面的分类器继续处理，反之则被认为是负样本直接输出。最后，只有那些被每一级的分类器都判决为正的样本才作为最终的正样本输出。

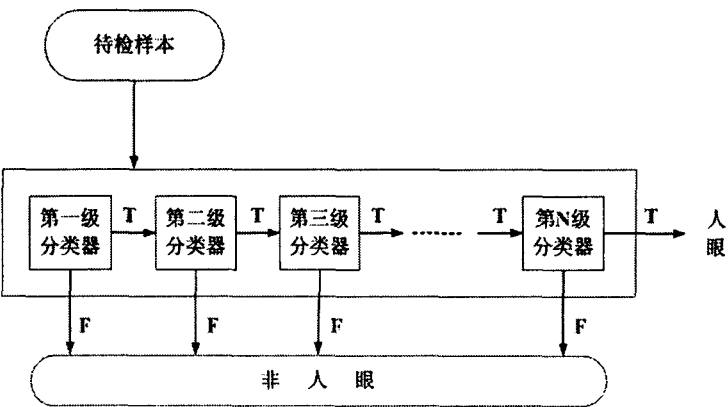


图 2.7 AdaBoost 级联结构

图中 T 表示本层判定其为正样本，F 为负样本。前面几级的分类器结构简单，使用特征数也较少，但是能够大量地把与目标样本差异较大的负样本滤除掉，后面的级次则使用了较多的特征和更复杂的结构，从而能够区分那些与目标样本相

似度较高的负样本。在实际的目标检测问题中，由于待检测的正样本通常在整体样本中只占较小比例，大部分的样本在级联结构前端的分类器中就被滤除掉，只有少量样本需要通过所有层级的分类器，因而级联结构大大地降低了运算复杂度。下图是文献[36]中，Viola 和 Jones 将 AdaBoost 级联分类器在人脸检测中的应用。

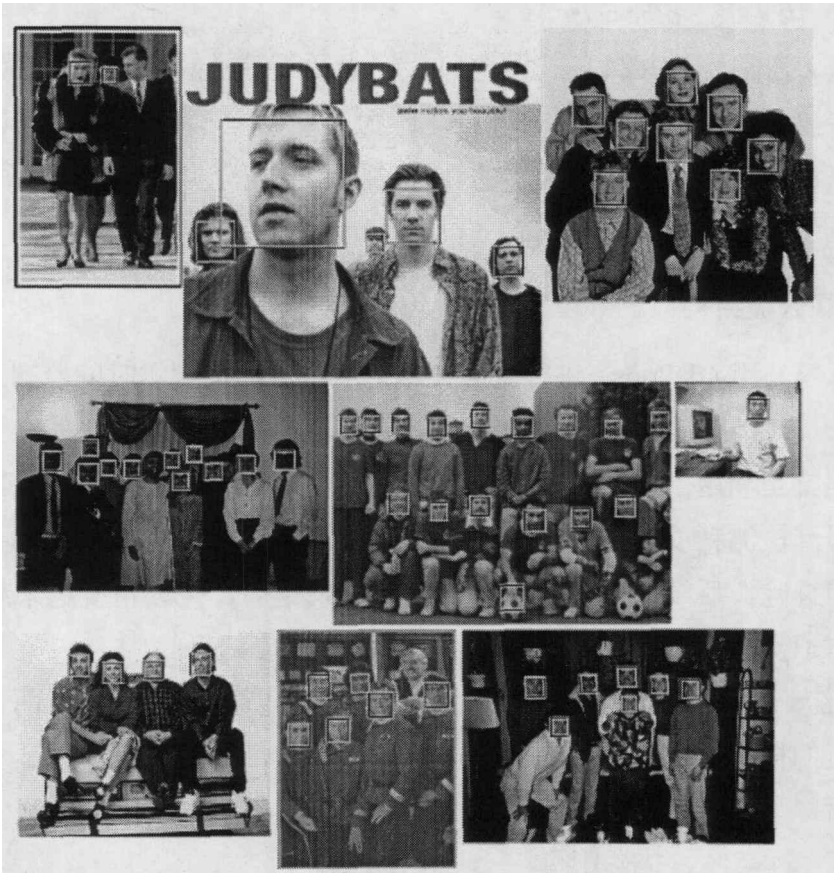


图 2.8 AdaBoost 级联结构分类器在人脸检测中的应用

2.3.5 AdaBoost 算法的退化现象及改进思路

AdaBoost 的基本思想是将多个弱分类器集成为一个强分类器。在训练过程中，所有的正负样本都被赋予一个相等的初始权值。某一级分类器训练完成后，根据其在训练集上的分类结果对所有的样本权值进行调整，上一级中被正确分类的样本，在进入下一轮迭代时样本权值降低；被错误分类的样本，进入下一轮迭代时样本权值升高，使得下一次训练的弱分类器更关注那些被错误识别的样本。

值得注意的是，随着训练中迭代次数的增加，算法的重心将逐渐转移到较难分类的样本上，导致困难样本的权重在整个样本集范围内的扩张。当困难样本的权值过大时，弱分类器每次循环都会对其加大重视且重视程度随权重的增大而不断提高；同时，由于每一级分类后的样本权值归一化，简单样本的权值在整个样

本集中的比例严重降低，产生偏见，曾经生成的准确的分类规则被破坏，整个系统识别率降低，产生退化。

Quinlan 在他的实验<sup>[37]</sup>中对此进行了演示，在实验共采用的 27 个数据集中，AdaBoost 在其中的 23 个数据集上产生优化效果。在另外的 4 个数据集上发生了退化现象。这 4 个数据集在生成分类器的过程中均出现了目标类权重分布扭曲的现象。以数据集 Iris 为例，初始时三个预测目标类 setosa、versicolor 和 virginica 上样本的权重比例基本相等，循环执行 5 次后，权重分布出现急剧的扭曲，具体表现在 setosa 上的样本权重仅占全部样本权重的 2%，而 versicolor 上的样本权重所占比例却高达 75%，如此扭曲的权重分布反映了 AdaBoost 算法对个别目标类的过度重视以及对其他若干目标类的偏见，所以生成的判别规则在测试集上的分类错误急剧增加，产生退化。

对退化现象进行进一步分析，假设最后得到的级联结构分类器共  $N$  级 ( $N>1$ )，样本集中含某负样本  $A(x_n, -1)$ ，训练过程有如下特点：

(1)在分类器训练阶段，若第  $t$  级 ( $t<N$ ) 分类器对负样本  $A$  分类正确， $A$  上权值降低后仍将继续用于对  $t+1$  级分类器的训练；

(2)分类器训练完成后用于实际检测时，若第  $t$  级分类器对负样本  $A(x_n, -1)$  分类正确，依规则  $A$  将作为负样本直接输出，将不进入第  $t+1$  级作进一步判别。

由(1)可知，训练时  $t+1$  级分类器将会重复获得第  $t$  级的部分判别规则，而由(2)可知对于已被第  $t$  级分类正确的负样本将被直接输出，第  $t+1$  级获得的重复规则无用。反之，若继续将样本  $A$  用于下一级的训练，将减小训练样本的有效库容同时继续对权值的占有将压缩其它有效样本的权值空间，产生权值分布扭曲。为此，提出通过对已被正确分类的负样本进行标记并及时释放该样本权重，最后进行归一化处理以缓冲困难样本权值的扩张进而减缓算法的退化。

### 2.3.6 基于改进 AdaBoost 的人眼检测

根据 2.3.5 节的分析，通过对正确分类负样本进行标记，并释放其上的样本权重，使用归一化处理使得困难样本权值的扩张被人为的减缓。

具体算法如下：

1. 给定标定的训练样本集：  $(x_1, y_1, f_1), (x_2, y_2, f_2), \dots, (x_n, y_n, f_n)$ ，其中  $x_i \in X$ ， $X$  是训练样本集；  $y_i \in Y = \{+1, -1\}$ ， $Y$  是样本类别标志；  $f_i \in F = \{+1, -1\}$ ， $F$  是样本识别状态标志；

2. 对样本权值和识别状态初始化：  $D_i(i) = 1/n, i = 1, 2, \dots, n$ ，  $f_i = +1$ ；

3. 循环：for  $t = 1, 2, \dots, T$ ：

3.1 在当前的权值分布  $D_t$  下，针对每个单特征利用  $f_i = +1$  的样本训练

一个人眼识别弱分类器，从中选出错误率最小的一个作为此次循环的弱分类器  $h_t$ ；

3.2 对选定的  $h_t$ ，计算加权错误率：

$$\varepsilon_t = \sum_{h_t(x_i) \neq y_i} D_t(i) \quad 2-18$$

和识别正确的正样本权值和：

$$p_t = \sum_{y_i=1, h_t(x_i)=1} D_t(i) \quad 2-19$$

3.3 求解弱分类器  $h_t$  的加权参数：

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \left( \frac{1-\varepsilon_t}{\varepsilon_t} \right) \quad 2-20$$

3.4 更新样本识别状态，循环：for  $t'=1, 2, \dots, n$ ：

$$\begin{aligned} & \text{if } h_t(x_i) = -1 \ \&\& \ y_i = -1 \\ & \text{set } f_i = -1 \\ & \text{endif} \end{aligned} \quad 2-21$$

3.5 为下次循环更新样本权值：

$$\begin{aligned} D_{t+1}(i) &= \frac{D_t(i)}{Z_t} \times \begin{cases} e^{-\alpha_t}, h_t(x_i) = y_i \ \&\& \ y_i = +1 \\ e^{\alpha_t}, h_t(x_i) \neq y_i \end{cases} \\ &= \frac{D_t(i) e^{(-\alpha_t y_i h_t(x_i))}}{Z_t} \end{aligned} \quad 2-22$$

其中  $Z_t$  为归一化因子：

$$Z_t = \sum_{f_i=+1} D_t(i) e^{(-\alpha_t y_i h_t(x_i))} \quad 2-23$$

4. 最后的强分类器即为：

$$H(x) = \text{sign} \left[ \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right] \quad 2-24$$

对于训练样本，增加识别状态标记  $f_i$  初始为+1，在后续迭代中如果某负样本在本层已被正确分类则设  $f_i = -1$ ，将不参与下一轮的训练。样本更新和归一化时不考虑已被正确分类的负样本，用以缓冲困难样本权重过分扩张。

### 2.3.7 简单实验与分析

实验由两部分组成，第一步是对分类器的训练，内容包括：

- (1) 收集大量含有正、负样本的训练样本集；
- (2) 对样本进行预处理，如对待检样本进行合理的缩放等；
- (3) 利用积分图从训练样本中提取矩形特征，生成弱分类器；
- (4) 将弱分类器级联，生成强分类器。

实验第二步是利用前一步已生成的级联式分类器进行人眼检测。

对于样本集中正样本的选取，本文选择使用 AT&T 人脸库的全部内容和 MIT 人脸库中的部分图像，共选 1323 张人脸灰度图，绝大部分为正面照，与在疲劳检测中驾驶员眼睛的视线多为正前方这一特点相吻合。负样本的选取来源较多，主要是自己拍摄的风景照、建筑图片以及从互联网上下载的有关非人脸图像，总数约 1500 张。

实验在一台 CPU 为 P4 2.8G，内存为 1024M 的 PC 机上进行，程序由 C 语言编写，VC++6.0 环境下编译运行。算法训练总耗时 5 天，最后的强分类器有 12 级，共产生 722 个特征。对于 384×286 的灰度图，检测时间只需要 61.2452ms，基本达到实时要求。下面是在 BioID 人脸库和其它复杂背景图片上的部分检测结果：



图 2.8 在 BioID 人脸库中的部分检测结果





图 2.9 部分背景复杂图片检测结果

表 2.2 实验结果

测试集	图片数	片中人数	检出人眼数	误检人眼数	检准率
BioID	1520	1520	1479	61	97.30%
自建人脸库	67	153	131	57	85.62%

在 BioID 人脸库上，准确率较高，主要原因在于算法训练阶段中使用的样本集针对性强，均为背景简单的正面照，与测试时所使用的人脸情况相吻合。使用自建人脸库时，检准率迅速降低，分析认为原因主要在于算法的训练主要针对背景较为简单的正面图像识别，自建人脸库中的图像主要来自于互联网上随意下载的人物图片和自身生活照，图像背景复杂，人脸姿态丰富，分类器对复杂背景下的多角度人眼检测缺少相应训练。如图 2.9 中的左下图片，分类器虽也正确检测出人眼，但却误将背景大楼中的深色窗格，人物胸部的衣衫皱褶和天空中的特定区域识别为人眼；右下图片中下排右三人物因眼镜反光强烈，人眼未被识别，右一人物腹部纽扣区域也被误识为人眼。分类器在自建人脸库上误检较大，检准率有所降低。

训练后的分类器主要用于驾驶员的疲劳检测，针对性强，但依据 1.3.1 节驾驶员驾驶时头部及眼睛运动的四个特点，与 BioID 人脸库高度吻合。因此，对算法在驾驶场景中的有效性的说明主要依据其在 BioID 上的测试结果，训练后的分类器在驾驶条件下能够有效的完成人眼的检测。

### 第3章 人眼状态识别与疲劳检测

#### 3.1 人眼状态识别方法简述

对人眼进行准确检测的目的是为了下一步进行眼睛开合状态的判定，由此计算驾驶员的疲劳程度。眼睛状态的准确判断直接影响疲劳检测的结果。

对于眼睛是否睁开，考虑到人眼特征极为丰富，包括内外眼角、上下眼睑、瞳孔、虹膜等特点，目前常被使用的检测方法主要有 Hough 变换检测虹膜和模板匹配两种。

##### 3.1.1 Hough 变换检测虹膜

Hough 变换最早于 1962 年由 Paul Hough 提出，实现的是一种从图像空间到参数空间的映射关系<sup>[38]</sup>。在图像处理和计算机视觉中，Hough 变换是一种十分有效的形状分析方法，因其对随机噪声不敏感的特点而被广泛应用于直线检测和圆形检测当中。

$$H(\Omega) = \sum_{j=1}^N p(X_j, \Omega) \quad 3-1$$

上述为进行标准 Hough 变换使用的模板，其中：

$$p(X, \Omega) = \begin{cases} 1, & \forall (X, \Omega) : \{\Lambda : f(X, \Lambda) = 0 \cap C_\Omega \neq \Phi\} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\{X_1, X_2, \dots, X_N\}$  表示图像空间中的特征点， $C_\Omega$  是参数空间中以  $\Omega$  为中心且大小受限的累加器单元， $H(\Omega)$  表示 Hough 变换在  $\Omega$  处的值， $f(X, \Lambda) = 0$  是待测对象的参数化约束方程。

该方法的核心思想通过在图像中检测直线这个例子予以说明。图 3.1(a) 中，直线由两点  $A(x_1, y_1)$  和  $B(x_2, y_2)$  定义。通过点 A 的所有直线为  $y_1 = k \cdot x_1 + b$ ，其中  $k$  是斜率， $b$  为截距。

$$\text{变形后得：} b = -x_1 \cdot k + y_1 \quad 3-2$$

对于公式 3-2，可以将其解释为在  $k, b$  参数空间中关于  $k, b$  的方程，同理对  $x, y$  空间中通过点 B 的所有直线边变形，进入到  $k, b$  参数空间。经过变换， $x, y$  空间中的一条直线在  $k, b$  参数空间中变成一个离散点，反之  $k, b$  参数空间中的一个点实际上对应着  $x, y$  空间内的一条直线，这就是点、线的对偶关系<sup>[39]</sup>。

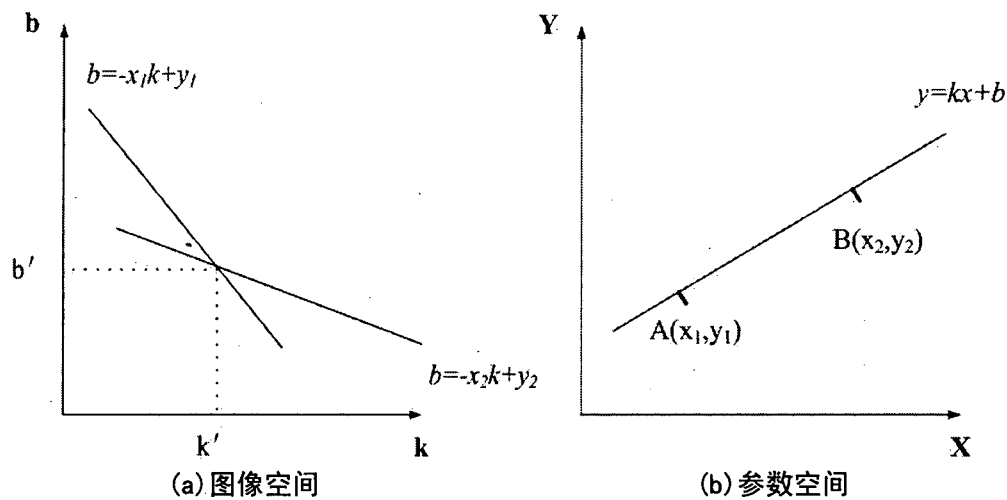


图 3.1 直线检测中的 Hough 变换

经过变换，图像中的直线在参数空间  $k$  和  $b$  中由单独的一个点表示，该直线的任何一部分都变换为同一个点，而直线上不同的点  $(x_i, y_i)$  在参数空间中形成一簇相交于一点的直线，记该交点为点  $p$ ，如图 3.2 所示。显然，若能确定  $k, b$  参数空间中的  $p$  点，就实现了直线检测，这是一个局部最大值的问题。

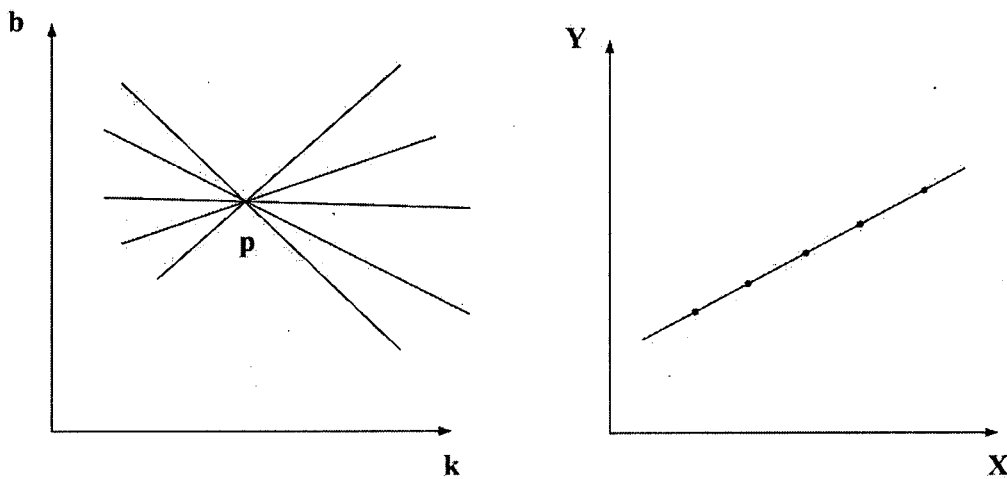


图 3.2 点、线的对偶关系

进一步，Hough 变换将参数空间分割为累加器单元，其中  $(i, j)$  处的单元具有累加值  $A(i, j)$ 。在图 3.3 中， $k_{\max}$ 、 $k_{\min}$  和  $b_{\max}$ 、 $b_{\min}$  分别为斜率与截距的期望范围，开始时将各累加器单元设置为零，然后对图像平面中的点  $(x_i, y_j)$  令其  $k$  分别等于  $k$ ， $b$  参数空间中  $k$  轴的每一个允许的细分值；同时，根据等式计算出对应的  $b$  并找到与其距离最近的  $b$  轴上的细分值。当图像平面中所有的点都完成上述计算后，检

验参数空间中各累加器单元的值，其中具有最大累加值的单元所对应的  $k$  和  $b$  就是图像平面中直线的斜率  $k$  和截距  $b$ 。

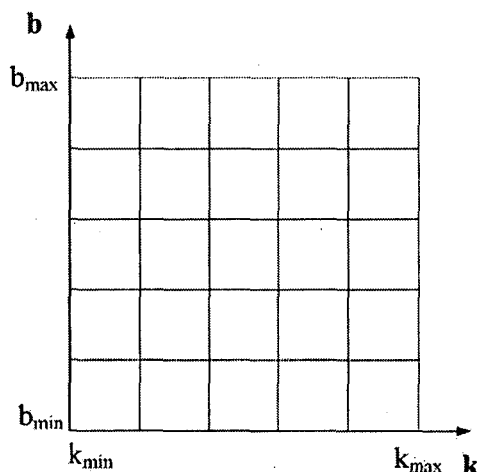


图 3.3 累加器单元

当遇到直线垂直或接近垂直时，因为  $k \rightarrow \infty$ ，直线方程  $y = k \cdot x + b$  失效，可借助如下形式的直线表达式来完成相应变换，直线方程为：

$$\rho = x \cos \theta + y \sin \theta \quad 3-3$$

其中， $\rho$  为直线到原点  $o$  的距离， $\theta$  为直线的方向角。按照上述原理，Hough 变换检测直线的步骤<sup>[40]</sup>如下：

- (1) 将参数空间量化成  $m \times n$  个单元格，其中  $\rho$  要求能被  $m$  等分， $\theta$  能被  $n$  等分；
- (2) 初始化，将参数空间中各单元格累加器的累加值  $A(i, j)$  置零；
- (3) 在图像空间中选取一点，计算其对应的  $(\rho, \theta)$ ；
- (4) 进入参数空间，将该点所对应单元格的累加器加 1，即  $A(i, j) = A(i, j) + 1$ ；
- (5) 返回第(3)步，直至图像空间中所有的点都完成(3)、(4)两步运算；
- (6) 检查参数空间中各单元格累加器的累加值，值最大的单元所对应的  $\rho$  和  $\theta$  即为图像空间中直线对应的参数。

之所以利用 Hough 变换进行人眼开闭状态的判断主要利用其圆形检测的优势以进行检测虹膜，如果检测到就说明眼睛睁开，未检测到则判断为闭眼；但是，Hough 变换需要清晰的虹膜边缘图，如果边缘图中虹膜的边缘被噪声淹没则很难检出眼睛，影响开合状态识别。同时，Hough 变换运算量大，实时性较差，不适合用在对实时性要求较强的疲劳检测领域。

### 3.1.2 模板匹配法

所谓模板匹配即是把不同传感器或同一传感器在不同时间、不同地点、不同成像条件下对同一类物体获取的两幅或多幅图像在空间上对准或根据已知模式而

在另一幅图片中寻找相应模式的方法<sup>[41]</sup>。简单的说，就是计算待检模式和目标模式的相似程度，用阈值的比较给出最终结果。在 2.1 节中已对模板匹配方法做了简要介绍，下面将详细介绍在人眼状态识别中常使用的几何特征模板方法。

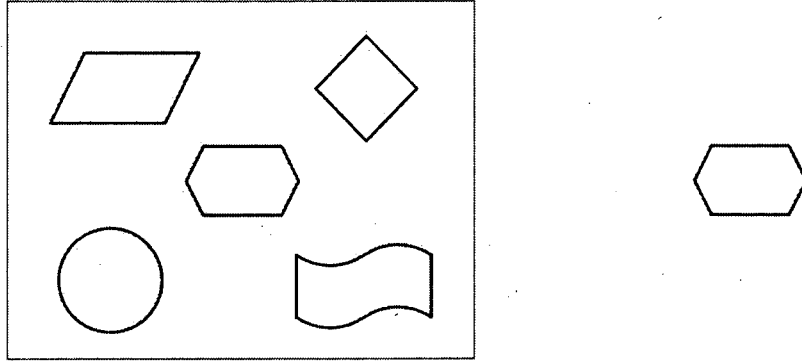


图 3.4 模板匹配原理

图 3.4 是对于几何特征模式识别的最生动形象的说明。下面列举在模板匹配中常用的匹配度计算公式。

令  $T[i][j]$  为人眼模板的灰度值矩阵，其灰度平均值为  $\mu_T$ ，均方差为  $\sigma_T$ ， $R[i][j]$  为输入的待检图像区域的灰度值矩阵，其灰度平均值为  $\mu_R$ ，均方差为  $\sigma_R$ ， $m$  和  $n$  为矩阵的行数和列数， $r(T, R)$  为  $T[i][j]$  和  $R[i][j]$  的匹配度，则对  $r(T, R)$  的计算常使用以下四个公式：

公式一：

$$r(T, R) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (T[i][j] - R[i][j])^2 \quad 3-4$$

公式二：

$$r(T, R) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (T[i][j] - R[i][j])^2}{m \cdot n}} \quad 3-5$$

公式三：

$$r(T, R) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (T[i][j] - \mu_T)(R[i][j] - \mu_R) \quad 3-6$$

公式四：

$$r(T, R) = \frac{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n (T[i][j] - \mu_T)(R[i][j] - \mu_R)}{\sigma_T \cdot \sigma_R \cdot m \cdot n} \quad 3-7$$

上述四个公式反应了模板与待检图像区域的匹配程度，算法简单计算量小，

当计算结果小于设定的阈值时便判定其为目标位置。除了上述四个计算匹配度的公式外，有时也使用如下三种距离作为匹配程度的判断依据。

令  $T$  和  $R$  为  $n$  维点集，其中  $T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$  为人眼模板的向量集合， $R = \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$  为输入的待检图像的向量集合， $r(T, R)$  为  $T$  和  $R$  的匹配度，则有下列距离度量：

(1) 闵科夫斯基 (Minkowski) 距离

$$r(T, R) = \left[ \sum_{i=1}^n |t_i - r_i|^q \right]^{\frac{1}{q}} \quad 3-8$$

其中，当  $q=1$  时，公式 3-8 即为常用的曼哈坦 (Manhattan) 距离 (公式 3-9)，当  $q=2$  时，为欧式 (Euclidean) 距离 (公式 3-10)：

$$r(T, R) = \sum_{i=1}^n |t_i - r_i| \quad 3-9$$

$$r(T, R) = \sqrt{\sum_{i=1}^n |t_i - r_i|^2} \quad 3-10$$

(2) 马哈拉诺比斯 (Mahalanobis) 距离

$$r(T, R) = \sqrt{(T - R)\Sigma^{-1}(T - R)^T} \quad 3-11$$

其中， $T$  和  $R$  服从正态分布且具有相同的协方差矩阵  $\Sigma$ 。

(3) Hausdorff 距离

$$r(T, R) = \max(h(T, R), h(R, T)) \quad 3-12$$

其中：

$$h(T, R) = \max_{t_i \in T} \min_{r_j \in R} \|t_i - r_j\| \quad 3-13$$

$$h(R, T) = \max_{r_j \in R} \min_{t_i \in T} \|r_j - t_i\| \quad 3-14$$

$\|\cdot\|$  是点集  $T$  和  $R$  之间的距离范式，如 Euclidean 距离等，公式 3-12 称为双向 Hausdorff 距离，是 Hausdorff 距离的最基本形式，其中的  $h(T, R)$  和  $h(R, T)$  分别称为从  $T$  集合到  $R$  集合和从  $R$  集合到  $T$  集合的单向 Hausdorff 距离。根据公式 3-13 和 3-14 可知， $h(T, R)$  实际上首先对于点集  $T$  中的每个点  $t_i$ ，计算其与距其最近的  $R$  集合中的点  $r_j$  之间的距离  $\|t_i - r_j\|$  并进行排序，返回该距离中的最大值作为  $h(T, R)$  的值，同理可得  $h(R, T)$ 。双向 Hausdorff 距离  $r(T, R)$  就是单向距离  $h(T, R)$  和  $h(R, T)$  两者中的较大者，它度量了两个点集间的最大不匹配程度。

通过上述的分析，模板匹配方法形象、直观，适应性强，鲁棒性好，本文即利用模板匹配法进行人眼开合状态的判别。

### 3.2 基于模板匹配的人眼状态识别

在疲劳检测中，因人眼具有开闭两种状态，因而需要针对眼睛开和闭的两套



模板。在实际的检测系统中，被检物体常常会有多种姿态展现，为了达到较好的检测效果常需要制作若干模板模型。在本文的疲劳检测中，基于1.3.1节中驾驶员在驾驶时的四个特点，共设睁、闭眼两种对应模板。

### 3.2.1 模板的采集

模板匹配，首先要制作用于匹配的模板，本文采用预先定义模板的方法，即是在检测之前就定义好人眼模板。

制作时，在选取的人脸标准图像上手工标定眼睛左、右眼角和上、下眼睑的位置，用最小的矩形区域去裁剪人脸图像中的眼睛部位，根据裁剪后矩形框的大小确定模板的长宽比。

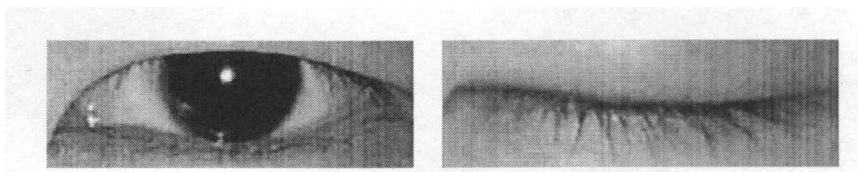


图 3.5 采集的模板

### 3.2.2 模板尺寸标准化

模板采集后需要进行适当缩放以得到尺寸统一的标准图像，常采用线性重采样插值等方法进行尺寸变换，这样保证了人眼在图像平面中的尺度不变性<sup>[42]</sup>。下面是在图像处理中常用到的三种插值方法：

#### (1)最近邻像素插值(Nearest Neighbor Interpolation)

该方法又称泰森(Thiessen)多边形方法或零阶插值，是最简单的一种插值方法，由荷兰气象学家 A. H. Thiessen 最先提出。它插入的每一个像素的值就是在图像中与其最近邻的抽样点的值。最近邻像素插值算法简单，在很多情况下都能得到令人满意的结果。

#### (2)双线性插值(Bilinear Interpolation)

又称双线性内插，它利用了需要处理的原始图像像素点周围的四个像素点的相关性，通过双线性算法计算得到，可以将它看作一种平滑操作。

#### (3)双三次插值(Curvilinear Interpolation)

又称双立方插值，是一种比双线性插值更加复杂的插值方式，但是能得到更好的处理效果，其插入的像素点是由它周围  $4 \times 4$  个邻近像素值按照三次多项式计算得出。

### 3.2.3 模板灰度分布标准化

模板完成采集和尺寸标准化后，为了消除光照等对模板采集的影响，需要将图像的灰度分布标准化<sup>[43]</sup>，即将图像灰度平均值  $\bar{\mu}$  和方差  $\bar{\sigma}$  调整至设定值。

将模板看做二维矩阵，令灰度值为  $T[W][H]$ ，其中  $W$  为模板宽， $H$  为模板高，则其灰度平均值  $\bar{\mu}$  和方差  $\bar{\sigma}$  为：

$$\bar{\mu} = \frac{1}{W \cdot H} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} T[i][j] \quad 3-15$$

$$\bar{\sigma} = \sqrt{\frac{1}{W \cdot H} \sum_{i=0}^{W-1} \sum_{j=0}^{H-1} (T[i][j] - \bar{\mu})^2} \quad 3-16$$

对模板中每个像素点的灰度值进行如下变换：

$$T[i][j] = \frac{\sigma_0}{\bar{\sigma}} (T[i][j] - \bar{\mu}) + \mu_0 \quad 3-17$$

经过以上变换，模板的灰度平均值和方差变换成设定值  $\mu_0$  和  $\sigma_0$ 。在本系统中设定  $\mu_0 = 128$ ， $\sigma_0 = 80$ <sup>[44]</sup>。

#### 3.2.4 模板匹配

经过第二章人眼检测和上述几个步骤的处理，将模板与人眼区域进行匹配，利用 3.1.2 节的匹配度公式计算两者匹配度，最终判断人眼的开闭状态。计算时，将输入图像帧中的人眼区域分别与睁、闭眼模板进行匹配以提高算法鲁棒性。如果与睁眼模板的匹配度高，则判别为睁眼，反之则判别为闭眼。

下图是进行模板匹配的整体流程：

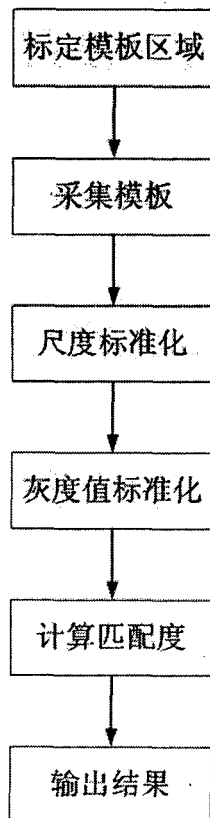


图 3.6 模板匹配流程图

### 3.3 疲劳程度检测

#### 3.3.1 PERCLOS 方法

PERCLOS (Percentage of Eyelid Closure Over the Pupil Time) 即是眼睛闭合时间占特定时间的百分率, 被认为是目前最可靠、最有效、最有应用前景并且非常适合实时疲劳检测的方法<sup>[3]</sup>。该方法最先由卡内基梅隆研究所提出, 后被美国公路交通安全管理局 NHTSA (National Highway Traffic Safety Administration) 推荐为车载的、实时的、非接触式的疲劳程度检测方法, 并被宾夕法尼亚大学智能交通实验室的相关研究所采用, 取得了良好的效果。

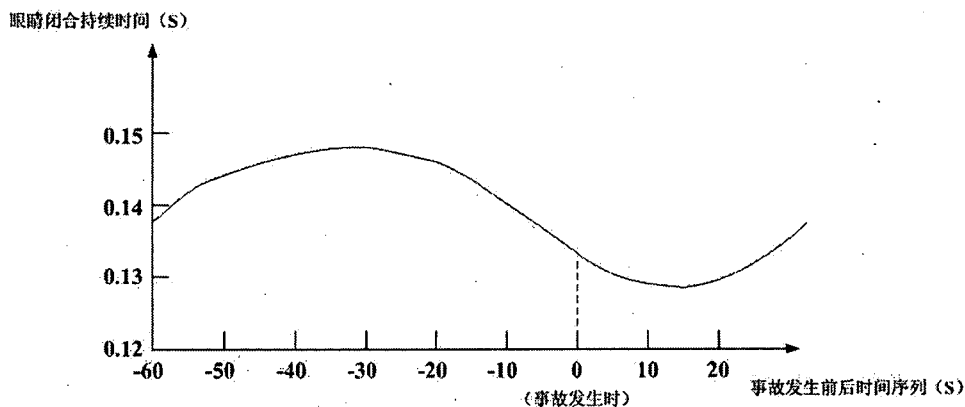


图 3.7 疲劳发生前后眼睛的闭合情况

根据相关研究, 事故发生前眼睛闭合时间比在事故后长, 驾驶员眼睛闭合时间越长表明疲劳程度越严重。换言之, 当眼睛长时间闭合则预示着可能发生事故, 因此通过及时测量驾驶员眼睛闭合时间的长短就能够准确的判断疲劳程度。

上图中横坐标是时间序列, 以事故发生时刻为整个序列的零点, 负值表示事故发生前, 正值表示事故发生后, 其绝对值为该时刻距事故发生时的时间长度。从图中可看出, 和事故发生后相比事故发生前眼睛有长时间的闭合。

#### 3.3.2 疲劳计算

根据上一节的论述, 本文将 PERCLOS 方法用于驾驶员的疲劳检测, 图 3.8 为其示意图:

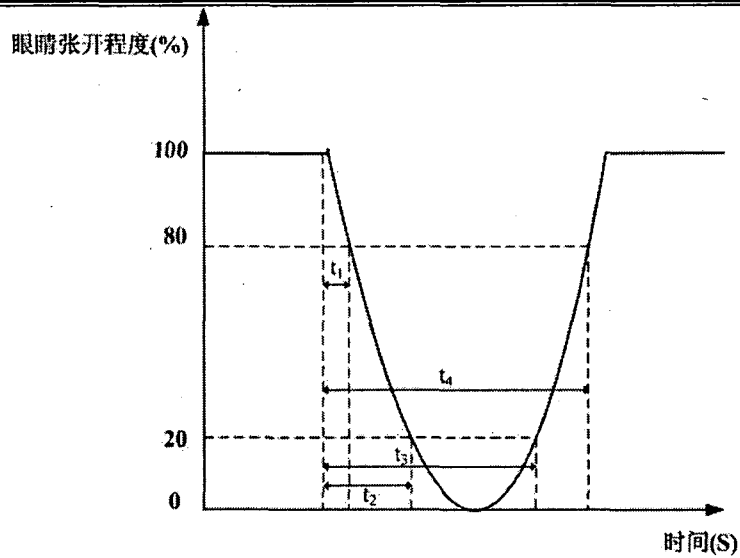


图 3.8 PERCLOS 计算原理

如图，只需得到  $t_1$ ， $t_2$ ， $t_3$ ， $t_4$  即可计算得出 PERCLOS 值  $f$ ，即眼睛闭合时间占特定时间的百分比。

$$f = \frac{t_3 - t_2}{t_4 - t_1} \times 100\% \quad 3-18$$

将时间区间转换为该区间内捕捉的图像帧数，公式 3-18 变形为：

$$f = \frac{\text{眼睛闭合图像帧数}}{\text{该段时间图像总帧数}} \times 100\% \quad 3-19$$



## 第4章 实验与结果分析

### 4.1 实验平台

本文中驾驶员疲劳检测系统软件部分用 C 语言编写，VC++6.0 环境下编译运行；硬件部分由 PC 机和摄像头组成。

(1)PC 机参数：

CPU: P4 2.8G

内存: 1024M

操作系统: Windows XP SP2

(2)摄像头参数：

品牌型号: 海天地牌 HTDQQ 美白机

镜头类型: CMOS

分辨率: 320×240

帧捕捉速率: 20FPS

接口类型: USB 2.0

### 4.2 实验结果

本文所构建系统的主要功能是根据眼睛的开合状态检测驾驶员疲劳程度，在功能上主要由两个模块组成：

(1)人眼检测

本模块主要完成对输入图像的人眼区域进行准确检测，在有无摄像头情况下均可使用，当无摄像头连接时完成对选定图片的人眼检测，同时返回对该图片的处理耗时。下图是使用从互联网上下载的图片进行静态人眼检测的结果。



图 4.1 无摄像头状态下的静态人眼检测

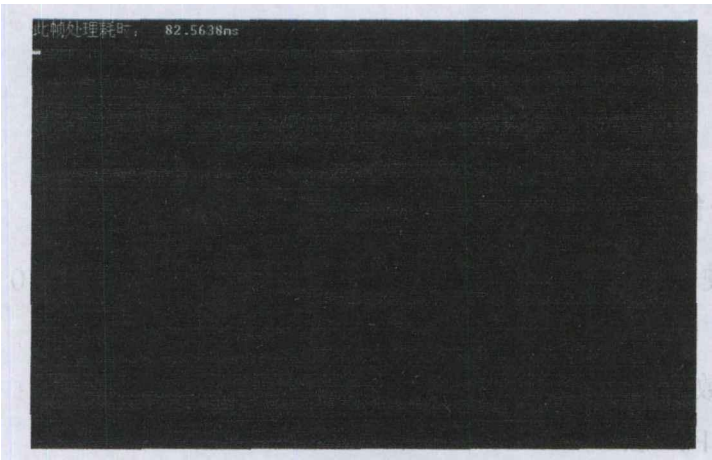


图 4.2 无摄像头状态下的静态人眼检测耗时

当连接上摄像头后，系统对输入的视频序列进行动态的人眼检测，同时返回每帧图像的处理时间。

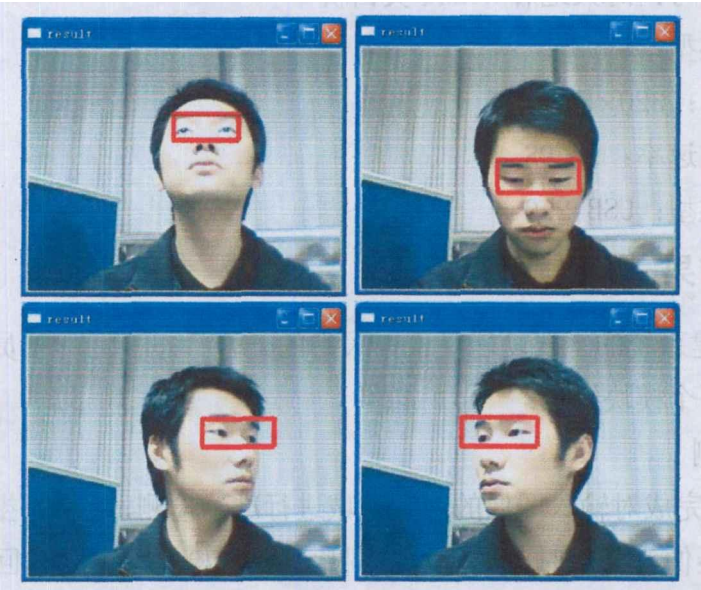


图 4.3 连接摄像头状态下的动态人眼检测

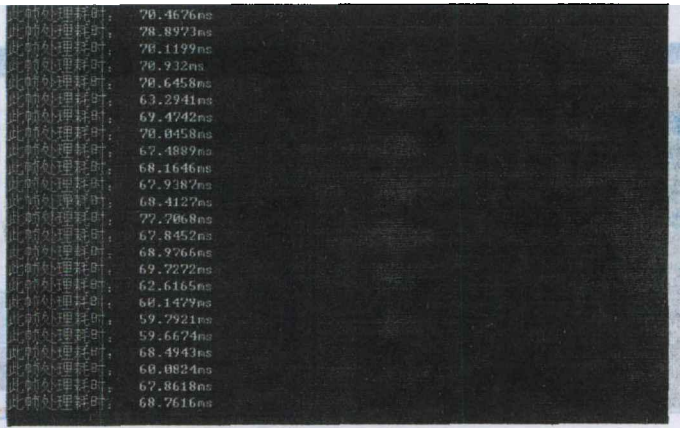


图 4.4 每帧图像处理时间



(2)人眼状态识别和疲劳检测

检测出人眼区域后通过进行模板匹配确定眼睛的开合状态，最后完成疲劳检测功能。在此模块，利用 PERCLOS 值进行疲劳判别时，阈值取 40%<sup>[46]</sup>，当 PERCLOS  $\geq 40$  则判定为疲劳，此时弹出警示音同时以文字形式再次做出提示。



图 4.5 清醒状态



图 4.6 疲劳状态

4.3 结果分析

实验中，无摄像头状况下进行静态人眼检测的相关结果在 2.3.7 节已做分析。连接摄像头后，共进行了 5 段，每段时长 60s 的验证，其中光照充足，人脸多为正面并设置了 17 个疲劳场景。

疲劳检测时，处理 320×240 的输入图像平均每帧耗时 78ms，共检测出 14 个疲劳场景，检测率 82.35%；漏检 3 个场景，漏检率 17.65%；误报 4 个场景，误检率为 23.53%。其中，误报主要出现在眼睛虚掩半睁的情况下，此时将睁、闭眼模板分别于人眼区域进行匹配，容易造成误判，增大了误检率。漏检主要出现在闭眼且脸部左右倾斜度较大的情况下，分析认为人眼检测算法在训练时主要针对正



面人脸的情况，对倾斜度较大的情况训练较少，导致当人脸左右晃动超过  $30^{\circ}$  时，人眼区域无法被准确检测，进而无法判断人眼状态，疲劳检测失效。

## 第5章 总结与展望

### 5.1 本文总结

疲劳驾驶是引发道路交通事故的重要原因, 本文研究的目的是如何科学准确的检测驾驶员疲劳程度并适时预警。以此为线索, 通过人眼区域检测, 眼睛开合状态判断, PERCLOS 计算以实现疲劳检测。实验中, 利用 CMOS 摄像头对设计的疲劳检测系统进行验证, 达到了良好的效果, 满足了车载的、实时的、非接触式的使用要求。

下面是本文的工作总结:

(1)通过查阅大量疲劳检测相关文献资料, 详细分析了目前国内外疲劳检测研究所采取的技术路线与方法, 在此基础上提出通过采用 PERCLOS 方法构建本文的驾驶员疲劳检测系统, 充分利用其计算量小, 实时性好, 准确率高且不需与驾驶员身体直接接触的优点;

(2)对人眼检测的各种代表性方法进行了分析比较, 提出利用统计学习方法中的 AdaBoost 算法进行驾驶员入眼检测。在详细介绍 AdaBoost 算法的同时, 针对其样本权值提升机制中因对困难样本的过度重视而导致简单样本的权值在整个样本集中的比例严重降低而使系统识别率降低的缺点, 提出了基于样本标记的权值动态裁剪 AdaBoost 分类器, 减缓算法的退化, 提高了检测率;

(3)详细介绍了人眼状态识别方法, 结合驾驶员驾驶行为特点和对系统的实时性要求, 提出利用睁、闭眼两套模板通过模板匹配方法进行状态判别, 提高判别准确度;

(4)在详细分析 PERCLOS 原理和计算方法基础上对原始公式进行变形, 利用单位时间内图像帧数代替该段时间长度并以此作为本文驾驶员疲劳检测系统中 PERCLOS 值的计算公式, 实现实时判断驾驶员疲劳程度。实验证明, 本文构建的疲劳检测系统基本达到设计要求。

### 5.2 下一步工作及展望

驾驶员疲劳检测是智能运输系统 ITS(Intelligent Transportation System)领域的研究热点, 经过近三十年的研究已取得一定成果, 本文即利用 PC 机和 CMOS 摄像头在实验室构建了基于 PERCLOS 方法的驾驶员疲劳检测系统; 但是, 受条件所限, 本系统离实用还有一定距离。在下一步的工作中, 将从以下几方面进行改进:

(1)本系统处理端为 CPU P4 2.8G, 内存 1024M 的 PC 机, 处理运算能力较强。要想真正实现车载、实时功能, 需要进一步降低疲劳检测系统对后台硬件的要求,

符合车载实际。其中，重要的一条就是对检测算法继续改进，在不影响系统效率前提下减少运算量，降低算法复杂度；

(2)本文构建的疲劳检测系统是在实验室环境下，背景简单，光照正常且无抖动。如何保证在光照明显，背景图像复杂多变的情况下检测系统仍能准确进行人眼检测和状态识别是需要仔细研究的另一个重要课题。

(3)本系统的图像采集工具使用的是网络聊天用 CMOS 普通摄像头，需要借助可见光且分辨率较低。限于此，本系统尚无法应用到光线暗淡的环境中，在进一步的研究中可以考虑使用红外摄像头，利用人的红眼效应<sup>[46][47]</sup>实现人眼检测，以消除对可见光的依赖。

(4)人眼检测时，本文通过对分类器训练用样本的提升机制进行改进，减缓了算法的退化。但是，本文方法并不能从根本上杜绝算法的退化，只能缓解退化的扩散，由于在迭代时对困难样本权值的提升没有绝对适合的上界限制，通过对样本进行标记还不能从根本上杜绝退化现象的产生，因此，样本权值的提升机制仍是需要详细研究的课题。

## 参考文献

- [1] Transport Research Laboratory. Driver fatigue-a killer on the road. [http://www.nts.gov/itsal\\_private.htm](http://www.nts.gov/itsal_private.htm). 1998.10;
- [2] NTHSA. Drowsy Driver and Automobile Report. [http://www.nhlbi.nih.gov/health/prof/sleep/drsy\\_drv.htm](http://www.nhlbi.nih.gov/health/prof/sleep/drsy_drv.htm). 1998;
- [3] Jane CS, Jean WW, Bradley. Why Do People Have Drowsy Driving Crashes. AAA Fondation for Traffic Safety. 2001;
- [4] Vangelos B. Kees W. Angelos A. Advanced Driver Monitoring-the Awake Project. 2001;
- [5] 公安部交通管理局. 2009 年全国道路交通安全情况. <http://www.mps.gov.cn>. 2010;
- [6] 毛喆, 初秀民, 严新平. 汽车驾驶员驾驶疲劳检测研究进展. 中国安全科学学报. 2005. 15(3), 108-112;
- [7] 周玉彬, 俞梦孙. 疲劳驾驶监测方法的研究. 医疗卫生装备. 2003.6,25-28;
- [8] Laurence. Nick M. Review of fatigue detection and prediction technologies. <http://www.nrtc.gov.au>. 2001.1;
- [9] Akerstedt T. Folkard S. The three-process model of alertness and its extension to performance sleep latency and sleep length. Photobiology International. 1997.14(2), 115-123;
- [10] Ellen M.A. Grace R. Steinfeld A. A User-Centered Drowsy-Driver Detection and Warning System. Proceedings of ACM Designing User Experiences. 2003, 109-113;
- [11] Kauichi S. Fatigue and Drowsiness Predictor for Pilots and Air Traffic controllers. 45th Annual ATCA Conference. 2000.10, 22-26;
- [12] Kecklund G. Akerstedt T. Sleepiness in long distance truck driving: ambulatory EEG study of night driving. Department of Stress Research and National Institute for Psychosocial Factors and Karolinska Institute. 1998. 36(9), 1007-1011;
- [13] Lee D. H. Park. Multivariate analysis of mental and physical load components in sinus arrhythmia scores. Ergonomics. 1980.33(1), 35;
- [14] Katsis C. D. Ntouvas N. E. Bafas C. G. Assessment of muscle fatigue during driving using surface EMG. Proceedings of the IASTED International Conference on Biomedical Engineering. 2004, 259-262;
- [15] Siegmund G. King D. Correlation of steering behavior with heavy-truck driver fatigue. Society for Automotive Engineers Technical Report. 1996;
- [16] Renner G. Metering S. Lane Departure and Drowsiness-Two major accident causes-One Safety System. 4th World Congress on ITS. Oct. 1997, 21-24;

- [17] Dinges D.F. Grace R. PERCLOS: a valid psychophysiological measure of alertness as assessed by psychomotor vigilance, Federal Highway Administration, Office of Motor Carriers. 1998;
- [18] Nikolaos P. Vision-based detection of driver fatigue. IEEE International Conference on Intelligent Transportation. 1997.9, 279-283
- [19] 石坚, 吴远鹏, 卓斌. 汽车驾驶员主动安全性因素的辨识与分析. 上海交通大学学报. 2000. 34(4), 441-444;
- [20] 王荣本, 郭克友, 储江伟. 一种基于 Gabor 小波的驾驶员眼部状态识别方法的研究. 中国图象图形学报. 2003.8(9), 1043-1047;
- [21] 郭克友, 储江伟, 王荣本. 驾驶员眼部状态识别方法的研究. 系统工程与电子技术. 2003.25(10), 1186-1188;
- [22] 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. 2002.7(2), 104-109;
- [23] 唐璘, 许海柱, 王力. 图像中人眼检测技术综述. 计算机应用研究. 2008.25(4), 961-965;
- [24] 尹方平, 阮邦志. 基于谷算子的人眼特征点的检测方法. 计算机应用研究. 2006..23(8), 180-185;
- [25] Yuille A. Hallinan P. Feature extraction from faces using deformable template. International Journal of Computer Vision. 1992.8(2), 99-111;
- [26] Xie X. Sudhakar R. Zhuang H. Corner detection by a cost minimization approach. Pattern Recognition. 1993.26(8), 1235-1243;
- [27] 耿新, 周志华, 陈世福. 基于混合投影函数的眼睛定位. 软件学报. 2001.14(8), 1394-1399;
- [28] 林维训, 潘纲, 吴朝晖. 脸部特征定位方法综述. 中国图象图形学报. 2003.8(8), 849-859;
- [29] Viola P. Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2001, 511-518;
- [30] Valiant L. A Theory of the Learnable. Communications of the ACM, 1984.27(11), 1134-1142;
- [31] Kearns M. Valiant L. Learning Boolean Formulae or finite automata is as hard as factoring. Havard University Aiken Computation Laboratory. Technical Report TR-14-88. 1988.8;
- [32] Kearns M. Valiant L. Cryptographic limitations on learning Boolean formulae and finite Automata. Journal of the ACM. 1994.41(1), 67-95;
- [33] 付忠良. 关于 AdaBoost 有效性的分析. 计算机研究与发展. 2008.45(10), 1747-1755;
- [34] Rainer Lienhart. Jochen Maydt. An Extended Set of Harr-like Features for Rapid Object Detection. IEEE ICIP. 2002.1, 900-903;
- [35] Viola P. Jones M. Robust Real-Time Face Detection. International Journal of Computer Vision. 2004.57(2), 137-154;

- 
- [36] Viola P. Jones M. Robust Real-time Object Detection. Cambridge Research Laboratory. Technical Report Series. CRL 2001.1;
- [37] Quinlan J. Bagging,boosting and C 4.5. Proceedings of 13 National Conference on Artificial Intelligence. 1996, 725-730;
- [38] 冈萨雷斯. 数字图像处理. 第二版. 电子工业出版社: 2003, 475-478;
- [39] Princen J. Illing J. Kittler J. A formal definition of the Hough transform properties and relationships. Mathematical Imaging and Vision. 1992, 148-153;
- [40] Milan Sonka. Vaclav Hlavac. Roger Boyle. Image Processing, Analysis, and Machine Vision. Second Edition. Thomson Learning:110-113;
- [41] 章毓敏. 图像处理和分析基础. 第一版. 高等教育出版社: 2003, 12-15;
- [42] 梁路宏, 艾海舟, 何克忠. 基于多模板匹配的单人脸检测. 中国图像图形学报. 1999.4(1), 825-830;
- [43] 梁路宏, 艾海舟, 徐光档, 张拔. 人脸检测研究综述. 计算机学报. 2002.25(5),1-14;
- [44] 周激流, 张晔. 基于先验模板的人脸面部特征提取的研究. 计算机辅助设计与图形学学报. 2000.12(5):337-339;
- [45] 郑培. 机动车驾驶员驾驶疲劳测评方法的研究. 中国农业大学. 博士学位论文. 2001.10;
- [46] Mormoto C. Flickner M. Real-time multiple face detection using active illumination. Proc of IEEE International Conference on Automatic face and Gesture Recognition.2000;
- [47] Haro A. Flickner M. Detecting and tracking eyes by using their physiological properties, dynamics and appearance. Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2000.



## 致 谢

白驹过隙，三年的研究生生活即将结束，回想起来，感慨万千。值此论文即将脱稿之际，向所有关心、支持和帮助过我的老师、同学和朋友们表示衷心的感谢！

首先，我要感谢我的导师程小平教授，是他将我领进目标跟踪这个神奇而有趣的研究领域。程老师渊博的学识，开阔的科学视野，严谨求实的治学态度以及踏实认真的科研作风使我在学术上受益匪浅；对于本文的工作，从课题的选定到论文的撰写以至最终的定稿无不包含着老师悉心的指导和极大的帮助。在生活中，程老师诙谐幽默，常常以自己的亲身经历教育我们如何做人做事，让我受益终生。在此，谨向导师程小平教授致以最衷心的感谢！

感谢刘堂海、黄国范等师兄师姐，谢谢你们在学习和研究中给予我的指导和帮助；感谢我的同门刘涛，在课题研究与你的探讨常常使我堵塞的思路豁然开朗。

感谢我的室友易安、殷缘分和葛臣，在三年的学习和生活中我们互相帮助，结下了深厚的友谊，和你们在一起学习、生活的日子快乐而充实。

最后，特别要感谢我的父母，你们对我的支持和鼓励使我能够安心学习，顺利完成学业。对你们的感谢难以用言语表达，你们的关怀和鼓励是我前进的最大动力！

再次感谢所有关心、支持和帮助过我的老师、同学和朋友们，在此衷心的祝福你们！

向 本 科

二〇一〇年四月于重庆





## 攻读硕士学位期间发表的论文

- [1] 向本科, 程小平, 刘涛. 改进 ADAdaBoost 算法用于人眼检测. 西南大学学报. 2010.6.



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>

---