

Driver Fatigue Detection Based On Eye State Analysis

Yangxin SUN¹, Zhenfei ZHAN¹, Jun LU¹, Yufeng ZHANG¹

¹Chongqing University, Chongqing, China, 400044

Email: rinzlersun@qq.com

Abstract: This paper focus on the key issue in driver's fatigue detection. Presented a method for detecting driver's fatigue. Using on-board camera to get driver's driving image and extracting driver's face area image. Then locate driver's eye area in driver's face area image. Finally using driver's eye area image to judge eye state and calculating frequency of eye closing to judge driver's fatigue. This paper use simulate driving mechanism to get simulate driving video. Comparing the result of fatigue detection to verify the effectiveness of the algorithm.

Key Words: Fatigue driving, Adaboost algorithm, computer vision, eye recognition

基于眼睛状态的驾驶人疲劳检测方法的研究

孙杨欣¹, 詹振飞¹, 鲁俊¹, 张玉峰¹

¹重庆大学, 重庆, 中国, 400044

Email: rinzlersun@qq.com

摘要: 本文围绕驾驶人疲劳检测这一关键问题, 提出了一种驾驶人疲劳状态判别方法。利用车载图像传感器得到的驾驶人驾驶时的正面图像进行驾驶人面部区域图像的提取; 在驾驶人面部区域图像中定位驾驶人眼睛区域; 利用驾驶人眼睛区域图像判断驾驶人眼睛的睁、闭状态; 统计一段时间内驾驶人眼睛闭合的频率进而完成驾驶人疲劳状态的判别。本文利用模拟驾驶机构采集驾驶人模拟驾驶视频, 利用主观评分法和本文提出的驾驶人疲劳判别方法进行对比, 验证本文提出的疲劳判别方法的有效性。

关键词: 疲劳驾驶, Adaboost 算法, 机器视觉, 人眼识别

1. 引言

近年来随着我国机动车保有量和机动车驾驶人数量的快速上升, 我国的道路交通事故数量不断增多。而在造成道路交通事故的原因中, 驾驶人疲劳驾驶占了很大的比例^[1]。随着机器视觉技术的发展, 可以通过机器视觉技术实时检测驾驶人是否处于疲劳驾驶状态, 并在驾驶人处于疲劳时进行预警。

目前, 驾驶人疲劳驾驶检测方法主要分为基于主观评价的检测方法和基于客观测量数据及分析结果的检测方法^{[4][3]}。基于主观评价的检测方法分为驾驶人主观自我评价方法和专家主观他人评价方法^[4]。主观方法存在对驾驶人的驾驶行为有干扰、不能进行实时在线检测等缺点。基于客观测量数据及分析结果的驾驶人疲劳检测方法主要利用一些客观数据对驾驶人疲劳进行判别。这些客观数据主要包括: 驾驶人的生理参数^[5]、驾驶人的反应参数^{[6][7]}、驾驶人的操作参数^{[8][9]}和车辆的行驶参数^[10]。

在上述的驾驶人疲劳判别方法中利用驾驶人眼睛状态进行疲劳检测的方法的研究最为广泛。但是现阶段基于驾驶人眼睛状态的疲劳检测方法具有计算量过大, 训练算法需要选取的样本数量较多, 样本选取难度较大等问题。

本文提取驾驶人驾驶图像的 Haar 特征使用 Adaboost 人脸分类器实现驾驶人面部区域的定位。使用 ASM (Active Shape Model) 算法在已定位的面部区域图像中, 定位面部特征点, 进而确定驾驶人眼睛区域。提取驾驶人眼睛区域图像的 HOG 特征, 利用 SVM (Support Vector Machine) 算法得到驾驶人眼睛状态分

类器，判断驾驶员眼睛状态。最后使用 PRECOLS 方法，判别驾驶员疲劳状态。并在模拟驾驶平台上完成算法测试。

2. 驾驶人疲劳检测方法研究

本文在目前基于机器视觉的驾驶员疲劳检测方法的基础上，利用摄像头采集驾驶员驾驶时的视频。开发了基于驾驶人眼睛状态的疲劳检测系统，系统功能实现流程如图 1 所示

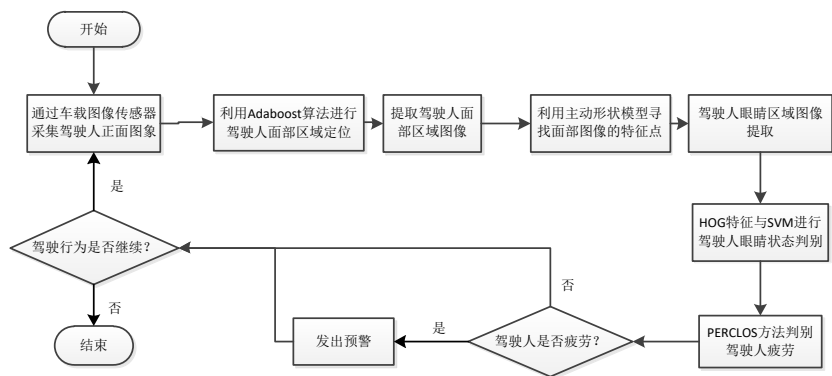


Figure1. Driver fatigue detection system working schematic diagram

图 1. 驾驶员疲劳检测系统工作示意图

2.1. 基于 Haar 特征和 Adaboost 算法的人脸检测

本文使用已经训练好的人脸 Adaboost 分类器对驾驶人驾驶过程的正面图像进行搜索分类，得到驾驶人的面部区域。算法检测流程如图 2 所示

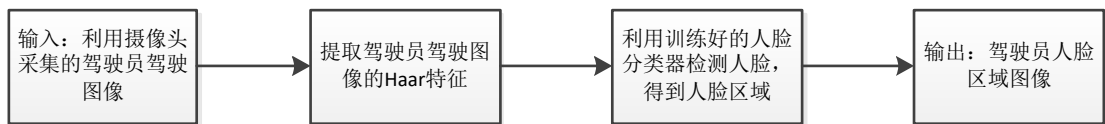


Figure2. Flow chart of drivers' face detection based on Adaboost

图 2. 基于 Adaboost 的驾驶人人脸分类器检测人脸流程图

在实际驾驶过程中，由于采集驾驶人正面图像的摄像头的焦距和位置固定，而驾驶人的头部会不断运动。因此，在驾驶人正面驾驶图像中驾驶人的面部区域大小与位置并不是固定的，因此我们运用图 3 所示的对检测窗口进行缩放的方式遍历采集到的图像，从而得到驾驶人的面部区域。

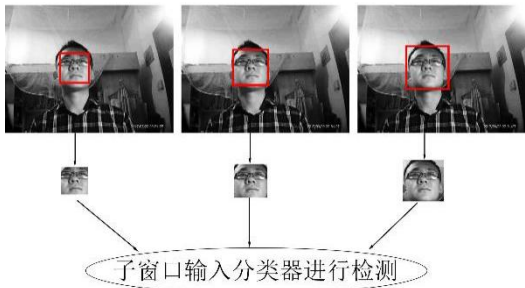


Figure3. Face detection

图 3. 人脸检测示意图

本文使用的 1000 帧（从长度为 33.3 秒的模拟驾驶视频中抽取）模拟驾驶图像进行人脸检测算法的准确度验证。1000 张图像中，本局所介绍的算法未能正确识别到人脸的图像有 46 张，这 46 张均为如图 所示的人脸处于侧脸位置的图像。算法识别准确达到 95.5%，具有较高的可靠性，和较优秀的人脸识别能力。检测结果如图 4 所示。



Figure4. Result of face detection

图 4. 人脸检测结果

2.2. 基于 ASM 算法的人眼检测

在得到驾驶员面部图像后，为了检测驾驶员疲劳状态，本文需要提取驾驶员眼睛状态。而提取驾驶员眼睛状态的前提是准确的定位出驾驶员眼睛位置，得到驾驶员眼睛区域图像。本文利用主动形状模型(ASM, Active Shape Model)^[12]在已获得的驾驶员面部图像区域中定位特征点，进而利用特征点准确定位驾驶员面部图像中眼睛位置，输出驾驶员的眼睛区域图像。驾驶员眼睛区域提取算法流程如图 5 所示。

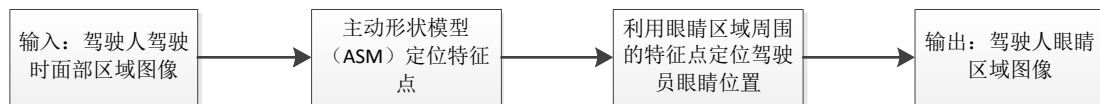


Figure5. Flow chart of drivers' eyes detection based on ASM

图 5. 基于主动形状模型的驾驶员眼睛区域检测算法流程示意图

本文使用 TFV 人脸库训练 ASM 算法，得到本文所使用的 ASM 模型。使用训练好的 ASM 模型对驾驶人面部区域特征点进行定位，定位结果如下。



Figure6. Topology image of driver facial features
图 6. 随视频实时输出的人脸特征点拓扑图像

由图可见，本文训练的 ASM 算法可以较精确地识别出具有微小方位变化和不同表情的驾驶人面部图像上的特征点。

本文抽取时长为 3 分 17 秒的模拟驾驶视频中的任意 1000 帧驾驶员面部图像，对检测到人脸区域但没有完成特征点定位的图像以及检测到人脸区域但特征点定位出错的图像分别进行统计。统计结果如表 1 所示

Table 1. System resulting data of ASM algorithm
表 1. ASM 算法特征点定位测试结果

图像类别	样本总量	未检测到人脸	未完成特征点定位	特征点定位错误
数量	1000	32	0	0

由上述统计结果可以看出，在人脸区域图像中利用本节所提出的 ASM 算法进行人脸面部特征点的检测与定位，具有较高的准确度。

由图本文训练的 ASM 模型可知，在由 ASM 算法提取到的拓扑图形中，第 27、28、29、30、31 点分别标记了左眼的左眼角点、上眼睑最高点、右眼角点、下眼睑的最低点和虹膜中心点，第 32、33、34、35、36 点分别标记了右眼的又眼角点、上眼睑最高点、左眼角点、下眼睑的最低点和虹膜中心点。这些点坐标可用以下式子表示：

$$P_i = (x_i, y_i) \quad i = \{27, 28, 29, 30, 31, 32, 33, 34, 35, 36\} \quad (1)$$

则输出的左、右眼区域图像的长、宽可分别表示为：

$$W_L = 2 \times (x_{29} - x_{27}) \quad (2)$$

$$H_L = 2 \times (x_{30} - x_{28}) \quad (3)$$

$$W_R = 2 \times (x_{34} - x_{32}) \quad (4)$$

$$H_R = 2 \times (x_{35} - x_{33}) \quad (5)$$

其中, W_L 表示左眼区域图像的宽度, H_L 表示左眼区域图像的高度, W_R 表示右眼区域图像的宽度, H_R 表示右眼区域图像的高度。第 31、36 特征点作为输出的矩形人眼区域的中心点。即可得到如图 7 所示左右眼的矩形人眼区域图像 $I_{LeftEye}$ 、 $I_{RightEye}$ 。



Figure7. Image of driver's eye region

图 7. 输出的人眼区域图像

2.3. 基于 HOG 特征和 SVM 算法的人眼状态识别

基于眼睛状态的驾驶员疲劳检测, 通过识别驾驶人眼睛区域, 判断驾驶人眼睛状态, 对得到的驾驶人眼睛状态数据进行分析, 进而判断驾驶人疲劳状态。本文对已得到的眼睛区域图像提取 HOG 特征^[13], 得到 HOG 特征向量, 用该特征向量代表驾驶人眼睛状态。训练 SVM(Support Vector Machine)分类器对眼睛的 HOG 特征向量进行分类。得到人眼状态分类器。分类器训练流程和检测流程图如图 8 所示:

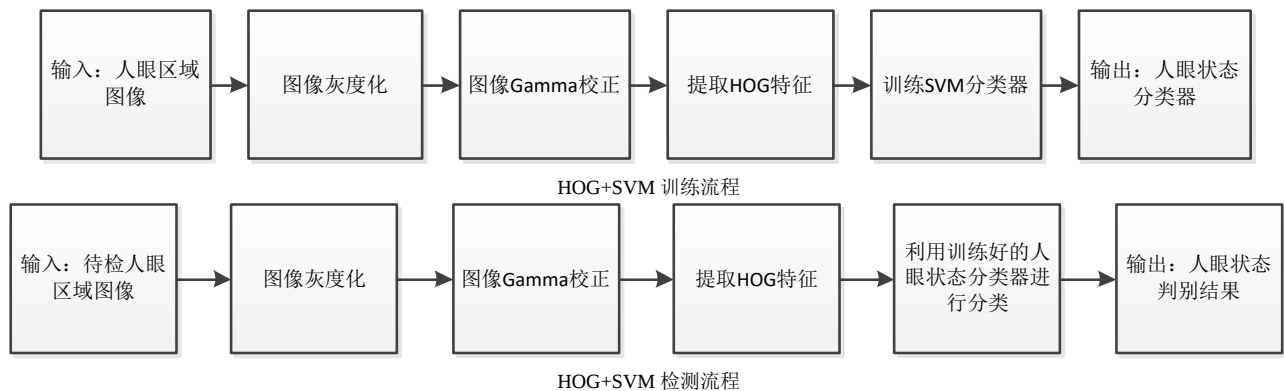


Figure8. Flow chart of HOG+SVM Training and classification

图 8 HOG+SVM 训练和分类流程图

本文使用通过摄像头采集到的模拟驾驶时驾驶员面部图像, 用上一节所述的 ASM 算法提取人眼区域图像来训练人眼状态分类器。具体数据见表 2。

Table 2. Tset sample of HOG+SVM eyes classifier

表 2. HOG+SVM 人眼分类器测试样本

样本类型	训练组				测试组			
人眼状态	左眼		右眼		左眼		右眼	
类型	睁眼	闭眼	睁眼	闭眼	睁眼	闭眼	睁眼	闭眼
样本数量	911	893	911	893	55	49	53	48

用训练好的人眼状态分类器对测试组进行测试, 部分测试结果如图 9 所示。



Figure9. Result of eyes classification
图 9. 人眼状态分类结果

图中，SVM 分类结果输出为-1 代表检测的人眼区域人眼状态为闭合，结果输出为 1 代表检测的人眼区域人眼状态为睁开。

测试组所有样本的测试结果见表 3。

Table 3. Test group classification results
表 3.测试组分类结果

测试组样本类型	左眼		右眼	
人眼状态类型	睁眼	闭眼	睁眼	闭眼
实际数量	55	49	53	48
判别数量	57	47	59	42

由表 4.3 中数据可知，本文训练的人眼状态分类器对人眼状态的正确识别率可达到 96.10%。并且，本文所训练的分类器发生的分类错误，全部是将闭眼状态识别为睁眼状态。由于在实际驾驶过程中，驾驶人双眼的睁、闭状态一般是同步的。即两只眼睛同时睁开，同时闭合。所以，本文所使用的算法若检测到一帧图像中任意一只眼睛发生闭合，即认为被测驾驶员眼睛处于闭合状态。

用该分类器对摄像头采集的视频进行实时眼睛状态检测。从时常为 30s 的实时检测过程中截取部分检测结果如图 10 所示。

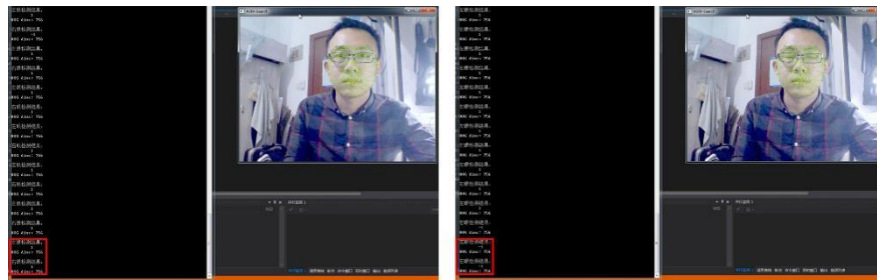


Figure10. Real-time eyes state detection
图 10. 视频中实时进行人眼状态检测

2.4. 基于 PERCLOS 的疲劳状态判别

驾驶员疲劳时最明显的特征是眼睛闭合时间增长，眨眼频率升高。利用上一节中所述方法，可以提取到驾驶员驾驶过程中的眼睛睁闭状态。然后利用 PERCLOS 标准判断驾驶员是否处于疲劳状态。

实际测量中，将时间转化为帧数进行计算。将眼睑覆盖瞳孔面积小于瞳孔总面积 80%的眼部图像认为是睁眼，眼睑覆盖瞳孔面积大于瞳孔总面积 80%的眼部图像认为是闭眼。统计连续 N 帧图像中，眼睛闭合帧数 n，则 PERCOLS 参数可由式 求得。

$$PERCOLS = \frac{n}{N} \tag{6}$$

由于本文实验所用摄像头采集的视频帧率为 30FPS，所以将时间转化为视频帧数，计算每 900 帧（合 30 秒）中眼睛闭合帧数所占总帧数的比例。根据第 一节中所述方法统计人眼闭眼帧数若出现^{[14][15]}：

$$PERCOLS \geq 15\% \tag{7}$$

则认为此时驾驶员出现驾驶疲劳，发出疲劳警告。

3. 模拟驾驶工况下驾驶人疲劳检测

为了验证本文所提出的驾驶员疲劳检测系统的有效性,本文采用模拟驾驶方法,录制模拟驾驶人驾驶状态视频。本文模拟驾驶视频录制从下午 14： 30 开始，每隔 2 小时进行一次样本采集，共采集 10 组样本，在两次样本间隔时间内受试者不进行长时间休息。视频录制时间及时长如表 4 所示。实验采用的模拟驾驶机构如图 11 所示。



Figure11. Simulated driving mechanism
图 11. 模拟驾驶机构

Table 4. Data of Simulate driving video
表 4. 模拟驾驶视频的相关数据

样本编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
样本录制时间	14： 30	16： 30	18： 30	20： 30	22： 30	次日 0： 30	次日 2： 30	次日 4： 30	次日 6： 30	次日 8： 30
样本时长	15min	15min	15min	15min	15min	15min	15min	15min	15min	15min

由于采集开始时，受试者刚刚进行完其他活动，精神状态较好，处于清醒状态。随着模拟驾驶视频采集的进行，受试者精神状态趋于平稳，此时采集到的样本更能真实的反应受试者在进行视频采集时的疲劳状态。所以本文截取采样得到的视频的后 10 分钟作为测试样本进行疲劳检测系统有效性测试。首先使用主观他评法，评价受试者模拟进行驾驶时的精神状态。评价结果如表 5 所示。

Table 5. Result of driver fatigue detection
表 5. 驾驶人的疲劳状态评价结果

样本编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
评价结果	清醒	清醒	清醒	清醒	轻度疲劳	轻度疲劳	重度疲劳	重度疲劳	重度疲劳	重度疲劳

抽取这 10 组测试样本的所有画面帧。由于本文所采集到的视频帧率为 30fps，因此每个测试样本可得到 18000 张含有受试者面部的图像。人工统计所有测试样本的实际闭眼帧数。同时使用本文所提出的人眼状态分类器统计闭眼帧数。统计结果见表 6。

Table 6. Number of driver eye close frames
表 6. 实际闭眼帧数与算法检测到的闭眼帧数

样本编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
实际闭眼帧数	178	136	152	141	1543	3122	4921	5329	5951	5823
算法判别的闭眼帧数	166	131	149	130	1421	2981	4892	5311	5821	5711

由表 5.3 可以看出，本文所提出的人眼状态检测方法在模拟驾驶测试中的检测正确率可以达到 97.86%。

利用本文所提出的方法检测上述 10 组测试样本，统计从系统开始运行到第一次提醒驾驶人处于疲劳状态所经历的帧数，如表 所示

Table 7. Number of frames when detected driver fatigue
表 7. 系统提示疲劳所经历的帧数

样本编号	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
提示疲劳时经历的帧数	不提示疲劳	不提示疲劳	不提示疲劳	不提示疲劳	不提示疲劳	11820	1230	990	1320	1170

由表 5.4 可以看出。本文所提出的系统在驾驶人处于重度疲劳状态时具有较好的检测灵敏度。但是在驾驶人处于轻度疲劳时该系统灵敏度较差。

部分程序检测过程截图如图 5.3 所示。当将清醒状态下的驾驶人驾驶视频输入程序时，程序不输出任何字符，如图 5.3（a）所示，表示驾驶员处于清醒状态。当将疲劳状态下的驾驶人驾驶视频，如图 5.3（b）所示，当程序检测至视频第 37 秒（此时，算法共检测 1110 帧驾驶员面部图像），程序输出字符“tired”，如图 所示，表示驾驶人已经处于疲劳驾驶状态。

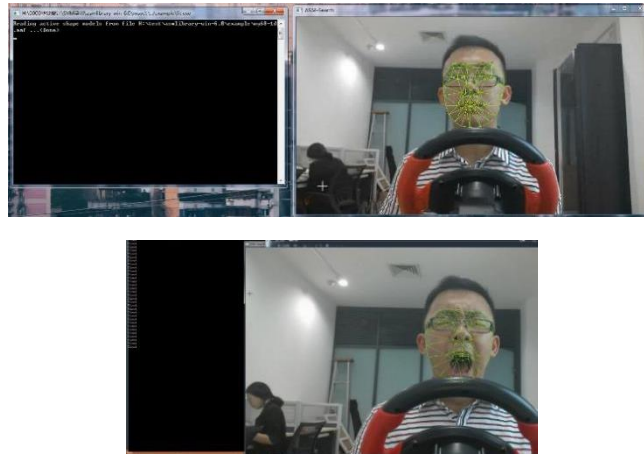


Figure2. Result of drivers' fatigue detection

图 5.3 驾驶人疲劳检测结果

4. 结论

本文依次使用 Adaboost 算法、ASM 算法和 SVM 算法完成了在驾驶人面部区域图像中逐步提取驾驶人眼睛状态。统计一段时间内，驾驶人眼睛睁闭频率，并使用 PERCLOS 方法判别驾驶人的疲劳状态。利用模拟驾驶机构对本文提出的驾驶人疲劳判别方法进行验证，最终认为本文提出的疲劳驾驶判别方法具有较好的判别精度。

参考文献 (References)

- [1]. 张波, 王文军, 张伟, 等. 驾驶人眼睛局部区域定位算法[J]. 清华大学学报自然科学版, 2014(6):756-762.
- [2]. 张灵聪, 王正国, 朱佩芳, 等. 汽车驾驶疲劳研究综述[J]. 人类工效学, 2003, 9(1):39-42.
- [3]. Sahayadhas A, Sundaraj K, Murugappan M. Detecting Driver Drowsiness Based on Sensors: A Review[J]. Sensors, 2012, 12(12):16937.
- [4]. 邱巍. 基于视觉的全天候驾驶员疲劳与精神分散状态监测方法研究[D]. 吉林大学, 2010.
- [5]. 薛雷. 考虑驾驶员生物电信号的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 吉林大学, 2015.
- [6]. 张波. 基于机器视觉的复杂工况下驾驶人疲劳状态检测方法研究[D]. 清华大学, 2015.
- [7]. 赵晓琳. 基于面部信息的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 吉林大学, 2016.
- [8]. 金雪. 基于驾驶行为的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 北京工业大学, 2015.
- [9]. 胡宏宇. 基于转向盘转角速度时序分析的驾驶疲劳检测方法[A]. 中国汽车工程学会. 2015 中国汽车工程学会年会论文集 (Volume2) [C]. 中国汽车工程学会, 2015:3.
- [10]. 黄皓. 基于驾驶操作及车辆状态的疲劳驾驶行为检测研究[D]. 东南大学, 2016.
- [11]. 王庆伟, 应自炉. 一种基于 Haar-Like T 特征的人脸检测算法[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(01):35-41. [2017-08-14]. DOI: 10.16451/j.cnki.issn1003-6059.201501005
- [12]. 白中浩, 刘浏, 焦英豪, 曹松. 基于 ASM 的多特征融合驾驶员疲劳检测方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(12):1877-1883. [2017-08-14]. DOI: 10.13382/j.jemi.2016.12.010
- [13]. 雷林, 潘幸子, 杨敏, 孟丽珍. HOG 特征及其应用研究[J]. 信息通信, 2016, (01):46-48. [2017-08-14].
- [14]. Knippling R R, Wierwille W W. Vehicle-based drowsy driver detection: Current status and future prospects[C]// Moving Toward Deployment. Proceedings of the IVHS America Annual Meeting. 2 Volumes. 1994.
- [15]. 吴群. 基于心电信号的驾驶疲劳检测方法研究[D]. 浙江大学, 2008.