　附表2-1（通用）

南京邮电大学

毕业设计(论文)外文资料翻译

|  |  |
| --- | --- |
| 学 院 | 计算机学院、软件学院、网络空间安全学院 |
| 专　　业 | 数据科学与大数据技术 |
| 学生姓名 | 禹风旭 |
| 班级学号 | B21032227 |
| 外文出处 | Optical Engineering 50.12 (2011): 127202-127202 |

附件：1.外文资料翻译译文；2.外文原文

|  |
| --- |
| 指导教师评价：  1．翻译内容与课题的结合度： ☑ 优 □ 良 □ 中 □ 差  2．翻译内容的准确、流畅： □ 优 ☑ 良 □ 中 □ 差  3．专业词汇翻译的准确性： ☑ 优 □ 良 □ 中 □ 差  4．翻译字符数是否符合规定要求：☑ 符合 □ 不符合  　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　指导教师签名：　  　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　　 2025年 4月 14日 |

**基于视觉的驾驶员疲劳和分心检测方法在驾驶员监控系统中的应用**

赵在宰 李成柱 何基正 康荣朴 金在熙

摘要——大多数驾驶员监控系统都试图检测驾驶员的疲劳或者分心情况，但是这两种因素都应被考虑进来以预防事故。因此，我们提出了一种同时考虑这两种因素的新驾驶员监控方法。我们做出了以下贡献。首先，如果驾驶员正视前方，则进行疲劳检测；否则，进行分心检测。这样可以降低计算成本和眼睛检测错误。其次，我们提出了一种新的眼睛检测算法，该算法结合了自适应增强、自适应模板匹配和斑点检测以及眼球验证，从而显著降低了眼睛检测错误和处理时间，这是使用单一方法难以实现的。第三，为了提高眼睛检测的准确性，在初步检测眼睛后使用眼睛验证，使用基于主成分分析（PCA）和线性判别分析（LDA）获得的外观特征的支持向量机。第四，我们提出了一种新颖的眼睛状态检测算法，该算法结合了使用PCA和LDA获得的外观特征以及从眼睛的水平边缘图像中获得的像直方图的稀疏性和峰度之类的统计特征。实验结果表明，眼睛区域和眼睛状态的检测准确率分别为 99% 和 97%。驾驶员疲劳和分心的检测成功率均为 98%。

关键词：驾驶员监控系统；疲劳驾驶员检测；嗜睡；注意力分散；注意力不集中；眨眼检测；机器学习；计算机视觉；特征选择

1．介绍

驾驶员注意力不集中是高速公路交通事故的主要原因之一。根据美国国家公路交通安全管理局（NHTSA）的数据，在美国，2007年约有 6100 人因驾驶员注意力不集中导致的相关交通事故而丧生1-3，这些都是由于注意力分散、疲劳以及睡眠不足等情况导致的。因此，为了避免由于驾驶员注意力不集中而发生事故，能够测量驾驶员注意力不集中程度并在存在潜在危险时发出警报的安全驾驶辅助系统就受到了广泛关注。

一般来说，驾驶员注意力不集中与驾驶时的不专注程度有关；这通常是困倦和分心的结果4。困倦表现为驾驶员因疲劳而闭上眼睛，而分心则是指尽管道路上存在障碍物或行人，但是驾驶员却没有给予道路足够的关注。先前的驾驶员注意力不集中监测系统（DIMSs）能够检测到驾驶员的困倦或分心情况，但无法同时检测这两种情况5-23。 尽管这些系统能够检测到困倦或分心，但如果不能同时检测到这两种情况，仍可能发生交通事故。由于驾驶员分心和困倦是导致车辆碰撞的主要因素，因此在测量驾驶员注意力不集中程度时，这两个因素都应予以考虑24。在这种背景下，我们提出了一种新型的驾驶员注意力不集中监测系统（DIMS），它能够同时检测困倦和分心情况。通过对导致注意力不集中的这两个原因进行测量，所提出的系统能够提高先前那些只能检测困倦或分心其中一种情况的监测系统的安全水平。

为了预防高速公路交通事故，已经开发出了许多注意力监测系统。这些系统可以分为两类，如表 1 和表 2 所示。第一类是通过监测车辆速度、转向动作、车道保持、加速、刹车和换挡来检测驾驶行为25。 另一类是检测驾驶员行为，这包括两种方法，比如基于视觉特征的方法 26 和基于生理特征的方法27。 前者是基于追踪驾驶员的头部和眼部动作，以及识别躯干和手臂或者腿部的动作。后者则是测量心率、脉搏率以及大脑活动情况。

基于驾驶行为信息的方法会受到车辆类型以及驾驶行为个体差异的影响。基于生理特征的方法具有侵入性，因为测量设备必须附着在驾驶员身上。因此，基于视觉特征的方法近来更受青睐，因为它们对驾驶员没有侵入性。在这项研究工作中，我们也专注于基于视觉特征的方法来监测驾驶员的注意力不集中情况。

此前，已有大量基于视觉特征的研究致力于监测驾驶员的注意力不集中情况。这些研究成果可以分为两类系统：困倦检测系统和分心检测系统。困倦检测系统利用诸如眼睑运动、面部表情、打哈欠、点头等特征来检测驾驶员是否处于困倦状态。文献中已有许多关于开发困倦检测系统的尝试的报道5-17,28-31 。例如，上野（Ueno）等人描述了一种困倦检测系统，该系统能够识别驾驶员的眼睛是睁开还是闭上；如果是睁开的，还会测量眼睛睁开的程度6。多拉齐奥（D’Orazio）等人引入了一种利用眼睑运动信息来检测驾驶员疲劳的系统，其中包括新的困倦参数 [闭眼频率（FEC）和闭眼持续时间（ECD）]17。 他们这项工作的主要贡献在于引入了一种可靠的眼睛检测方法，这种方法不会对驾驶员施加任何限制，也无需进行任何预处理来分割眼部区域。他们证明了其系统的性能可与那些利用生理信号的系统相媲美。武拉尔（Vural）等人引入了一种从驾驶员的面部表情信息来表征其状态的系统28。萨拉达德维（Saradadevi）和巴贾杰（Bajaj）提出了一种利用打哈欠信息来监测驾驶员疲劳的方法29。

**表 1** 检测驾驶员注意力不集中的前人研究综述

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 类别 |  | 方法 | 优势 | 弱点 |
| 驾驶行为信息25 |  | 监测车速、转向动作、车道保持、加速、制动和换挡 | 它不需要额外的摄像头或生物传感器。 | 它受到车辆类型和驾驶员驾驶行为个体差异的影响。 |
| 驾驶位行为信息 | 基于生理特征的方法26 | 测量心率、脉搏和大脑活动 | 可以精确测量注意力不集中的程度 | 测量设备必须安装在驾驶员身上，因此具有侵入性 |
| 基于视觉特征的方法27 | 跟踪头部和眼部运动，识别面部表情以及躯干、手臂和腿部运动 | 对驾驶员没有干扰 | 它需要一个额外的摄像装置 |

一些研究检测了这些信息中的不止一项，并将它们结合起来以提高系统的稳健性30,31。然而，由于上述方法仅能检测驾驶员的困倦情况，它们无法预防由分心导致的交通事故。这是因为当驾驶员没有直视前方时，就可能因分心而发生交通事故。也就是说，即使驾驶员的眼睛没有因为疲劳而闭上，但如果他分心了，仍然可能发生交通事故。为了开发出更安全的驾驶员监测系统，应该同时对这两种风险进行监测。

**表 2** 以前监测驾驶员注意力不集中的 "基于视觉特征的方法 "概述

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 类别 | 方法 | 优势 | 弱点 |
| 瞌睡检测系统 | 眼睑运动6,17,面部表情28，打哈欠29，点头64，以上一种以上30,31 | 对驾驶员无干扰 | 无法检测到  驾驶员 |
| 分心检测系统 | 头部朝向18,20,21,65-68,眼睛朝向22,61,69  头眼方向23 | 对驾驶员无干扰 | 无法检测到  驾驶员 |
| 混合法（拟议方法） | 这种方法可以检测到驾驶员的分心和瞌睡情况。 | 能够检测到驾驶员的瞌睡和分心情况 | 与嗜睡检测系统或分心检测系统相比，处理时间略有增加。 |

分心检测系统利用头部姿态或视线信息，在检测到道路上存在障碍物或行人时，判断驾驶员是否对道路给予了足够的关注。关于从图像序列中检测头部朝向和视线的最新研究综述，可以参考文献 18 和 19。

在各种各样的方法中，我们关注了先前针对车辆环境所开发的有关驾驶员视线和头部朝向的方法。例如，服部（Hattori）等人引入了一种采用驾驶员行为信息的前方预警系统20。他们的系统在检测到驾驶员没有直视前方时，就会判定驾驶员处于分心状态。特里维迪（Trivedi）等人利用通过局部梯度方向直方图和支持向量回归机（SVRs）获取的头部姿态信息来识别驾驶员的注意力状态21。 史密斯（Smith）等人分析了全局运动和颜色统计信息，以便稳健地追踪驾驶员的面部特征22。 利用这些特征，他们估算出了连续的视线方向。然而，当驾驶员戴着眼镜、与人交谈、闭上眼睛或者转动头部时，这种方法并不总能定位到面部特征。而且它在夜间也无法正常工作。卡明斯基（Kaminski）等人引入了一种系统，该系统既能基于人脸的几何模型计算头部朝向，又能基于人眼的几何模型检测视线方向23。他们估算出了连续的头部朝向和视线方向。然而，上述应用于汽车领域的系统并未解决驾驶员困倦的问题。也就是说，即使驾驶员正看着前方，他或她也可能在困倦的状态下驾驶。因此，驾驶员监测系统需要一种能够同时监测视觉分心和困倦情况的方法。

尽管有一项技术研究 32 报道了一种能在实际道路测试条件下检测分心和困倦情况的智能车辆安全系统，但这样的系统在以下几个方面与我们的系统有所不同。

首先，该系统分别使用商业化产品 “智能眼专业版（Smart Eye Pro）” 和三维头部模型独立检测驾驶员的困倦和分心情况。在所有情况下，这两种产品都会同时运行。另一方面，我们的系统将驾驶员的状态分为两种情况，然后，如果驾驶员正注视前方，系统就会运行困倦检测程序。然而，如果驾驶员没有注视前方，系统则会运行分心检测程序。因此，该系统的计算成本得以降低。所提出方法的另一个优点是，在头部大幅转动的情况下，眼睛检测错误以及由此导致的困倦误报情况会减少。一般来说，在头部大幅转动时进行眼睛检测是很困难的，因为随着头部的转动，眼睛的纹理和形状会发生明显变化。因此，在所提出的方法中，仅在进行困倦检测时（即驾驶员正注视前方时）才会进行眼睛检测。在进行分心检测时（即驾驶员没有注视前方时），会使用面部边界线和鼻梁中心线，而不进行眼睛检测。这样一来，眼睛检测错误以及由此导致的困倦误报情况就能够减少。

其次，在那项技术研究中并未给出眨眼检测的实验结果，而我们的论文中包含了这方面的内容。第三，该研究报告称，当驾驶员佩戴普通眼镜或太阳镜时，“智能眼专业版（Smart Eye Pro）” 的效果不佳；并且参与测试的驾驶员都没有戴眼镜。相比之下，无论驾驶员是否佩戴眼镜，我们的系统都表现出良好的性能。

第四，那项技术研究 32 的第 3.3.3 节指出，三维头部模型估计需要进行初始校准，这给驾驶员带来了不便，而且需要更长的处理时间。另一方面，我们所提出的方法不需要进行初始校准。第五，由于在那项研究 32 中使用了两台 8 毫米的 IDS uEye USB 摄像头，该系统体积庞大，在经济上也不可行。相比之下，我们所提出的系统只使用了一台摄像头。

在我们提出的方法中，为了同时测量困倦和分心情况，我们首先检测面部区域并估计驾驶员的头部朝向，以确定驾驶员的视线方向。因此，所提出的系统能够判断驾驶员是否正注视前方。如果估计的头部朝向表明驾驶员没有注视前方，那么系统就会监测驾驶员的分心程度，并且当分心程度达到危险高度时发出警报。如果估计的头部朝向表明驾驶员正注视前方，那么系统就会检测驾驶员的眼睛，以确定其困倦程度。在这种情况下，系统只专注于驾驶员的困倦情况。驾驶员的困倦程度是通过眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）来衡量的，即某一特定时间间隔内眼睛闭合时间的百分比12。 同样，分心程度是通过未注视前方时间百分比（PERLOOK）来衡量的，即某一特定时间间隔内未注视前方的时间百分比。

所提出的复合方法的贡献如下。首先，可降低系统的计算成本。其次，在头部大幅转动的情况下，眼睛检测错误以及由此导致的困倦误报情况会减少。第三，我们开发了一个硬件单元，它能够消除驾驶员眼镜反射的阳光所产生的镜面反射。这个单元对于系统来说至关重要，因为镜面反射会使眼睛检测变得困难。该单元由近红外（NIR）照明器、一个摄像头以及一个通带与照明器波长相匹配的窄带通滤波器组成。该单元的详细配置将在2.2节中进行描述。第四，我们提出了一种眼睛检测算法，该算法将自适应增强（adaboost）、自适应模板匹配以及斑点检测与眼睛验证相结合。即使驾驶员的头部轻微转动或者眼睛闭合，这也有助于准确地检测眼睛。第五，我们引入了一种新颖的眼睛状态检测算法，该算法将利用主成分分析（PCA）和线性判别分析（LDA）获得的外观特征，与诸如从眼睛的水平边缘图像中提取的直方图的稀疏度和峰度等统计特征相结合。

本文的其余部分安排如下。在第2节中，我们将描述所提出的驾驶员注意力不集中监测系统（DIMS），该系统包括眼睛检测、眼睛状态检测以及注意力不集中判定。在第3节中，我们将展示利用从一辆在各种条件下行驶的车辆上收集的数据库所得到的实验结果。最后，在第4节中给出结论。

2．所提出的驾驶员监测方法

2.1．所提出方法的概述

所提出的方法包括面部检测、头部朝向估计、眼睛检测、眼睛状态检测、困倦检测和分心检测等步骤，如图 1 所示。在这项工作中，我们采用了参考文献 33 中提出的面部检测和头部姿态估计方法。在面部检测步骤中，在驾驶员的整个面部图像中找到面部区域，以去除不必要的背景，并设置在偏航角估计步骤中使用的感兴趣区域（ROI）。在偏航角估计步骤中，提取驾驶员面部的左右边界和中心，以估计驾驶员的偏航角度。此外，提取水平边缘投影直方图的归一化均值和标准差，以估计驾驶员的俯仰角度。在驾驶员头部朝向估计步骤中，利用提取的特征，分别通过椭球面模型和支持向量回归机（SVR）来确定驾驶员的偏航角和俯仰角。

图示

AI 生成的内容可能不正确。

**图 1** 所提出的驾驶员监测系统的流程图。

驾驶员的分心和困倦状态是根据其头部姿态来判定的。首先，所提出的系统基于估计出的头部姿态，监测驾驶员是否对前方道路给予了足够的关注。如果在一段特定时间内，驾驶员没有看向前方道路的时间频率大于预先设定的阈值，那么分心检测系统就会发出一个警示信号。即使驾驶员正直视前方，但如果在一段特定时间内，驾驶员闭上眼睛的时间百分比超过了预先设定的阈值，困倦检测系统也会发出一个警示信号。关于每个阶段的详细描述可在第 2.3 节中找到。

2.2．图像采集方法

所提出的系统由两个 850 纳米的照明器（LED 850-66-60）34 、一个配备 6 毫米焦距镜头（ML 0614）36 的相机（EC650）（参考文献 35）、一个用于控制照明器的实验室自制装置，以及一个放置在相机前方的窄带通滤波器（NT43-148）（参考文献 37）组成。除了控制照明器的装置外，所有其他组件均为市售产品。在我们的实验中，我们还使用了两种类型的车辆，一辆轿车（现代汽车雅尊）（参考文献 38）和一辆运动型多用途汽车 [（SUV）；起亚汽车狮跑]39。

为了测试该系统的适用性，我们针对这两种类型的车辆采集了图像，这些图像几乎相似。当驾驶员戴着眼镜时，近红外光可能会产生反光，这可能会遮盖住整个眼部区域。为了解决这个问题，在该系统中，将相机的倾斜角度限制在驾驶员面部下方约45度。此外，所设计装置的安装高度设定为距离驾驶员脚部约70厘米。

一群人的照片

AI 生成的内容可能不正确。

**图 2** 使用太阳镜在不同波长下获取的图像：  
（a）700 纳米，（b）750 纳米，（c）850 纳米，以及（d）950 纳米。

一个能够在各种车辆环境中运行的系统应满足以下三个条件：

1. 该系统应能在白天和夜晚都正常工作。由于夜晚没有阳光，我们提供了额外的近红外照明来捕捉驾驶员的面部图像。因为可见光在驾驶时可能会使驾驶员目眩，所以使用了近红外照明器来拍摄图像。我们还自动调整了相机的快门速度，以防止图像饱和。

2. 该系统应能对佩戴太阳镜的驾驶员正常工作。我们进行了实验，以确定近红外照明的合适波长。为了观察不同颜色的太阳镜在不同波长近红外照明器下的透射率，我们用黑色、棕色、蓝色、黄色和粉色的半透明太阳镜进行了测试。作为一项实验，我们使用了一个电子可调液晶滤光片，其带宽为10纳米，通带范围为650至1100纳米，以便在700至950纳米的范围内拍摄佩戴太阳镜的使用者的图像。图2展示了一位佩戴黑色太阳镜的使用者在700纳米、850纳米和950纳米波长下拍摄的面部图像。由此可见，黑色太阳镜能被波长大于750纳米的近红外光穿透。在对不同波长进行的实验中，我们发现透射率从700纳米到约850纳米逐渐增加，然后在约900纳米之后开始下降。从图2中我们可以确认，700纳米的光无法穿透，而850纳米的光则能很好地穿透太阳镜。在图2(d)中，我们可以确认950纳米的光亮度有所降低，这是因为相机的传感器响应随着波长的增加而减弱。因此，考虑到良好的透射性、相机传感器的响应以及不会产生眩光效果，我们选择850纳米作为近红外照明器的波长。

3. 该系统应能在驾驶员佩戴会产生阳光反射的眼镜时正常工作。如图3所示，在实际的汽车环境中经常会遇到这个问题。有报道称一种方法是利用偏振滤光片来消除反射的阳光40。然而，由于阳光包含各种方向的光线，我们并不知道这些光线中是哪个方向的光线导致了反射。因此，一个只能通过穿透特定方向的光线来消除反射的偏振滤光片，在使用偏振滤光片进行实验时，只有当偏振滤光片的方向与导致反射的光线方向一致时，才能消除反射。由于导致反射的光线方向可能会改变，但在驾驶时偏振滤光片的方向无法实时改变，所以偏振滤光片不适合用于车辆。此外，由于只有特定的光线能通过偏振滤光片，图像的亮度会降低。

男人和女人的黑白照片

AI 生成的内容可能不正确。

**图 3** 眼镜上阳光反射的图像。

为了解决这些问题并消除反射的阳光，我们使用了一个近红外照明器和一个通带与该照明器相匹配的窄带通滤波器。首先，将窄带通滤波器安装在相机前方，把入射光的波长限制在850纳米，中心波长容差为2纳米37。 在阳光的各种波长中，只有波长为850纳米的阳光能够通过窄带通滤波器，而大多数会导致反射的波长的光线都被减弱了。两个大功率发光二极管（LED）照明器34 向驾驶员的面部投射850纳米的光。由于驾驶员坐在车内，车内的阳光量不会比车外多，所以我们可以让大功率LED照明器的效果强于阳光。因此，眼镜上的反射光就可以被消除。我们系统的配置如图4所示，使用近红外照明器和窄带通滤波器消除反射阳光的实验结果如图5所示。

关于驾驶员监测的VTI报告32 简要提到了使用近红外照明器和带通滤波器的情况；使用的是商用产品，并且没有提供诸如近红外照明器和滤波器的波长等细节。尽管之前近红外照明器和带通滤波器已被用于眼睛检测，但在我们的研究中，我们通过实验确定了这些组件的最佳波长。据我们所知，在我们的研究中首次报告了近红外照明器和带通滤波器的详细信息。

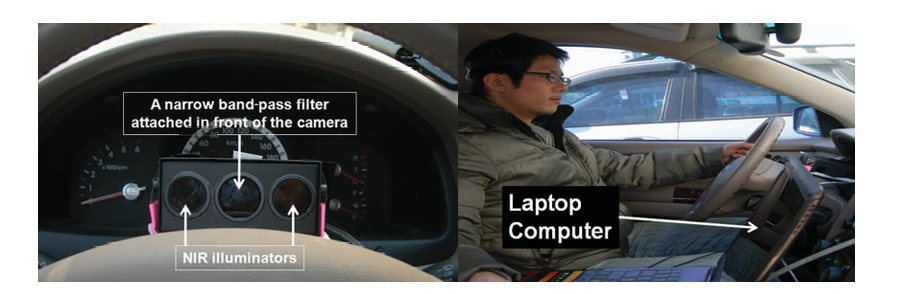


图 4 所研发的驾驶员监测装置（参考文献 33）

2.3．考虑驾驶员头部姿态的眼睛检测方法

2.3.1．考虑头部姿态的眼睛检测范围的确定

在检测驾驶员的眼睛之前，会先进行面部检测和头部姿态估计。33通过估计得到的头部姿态，如果确定驾驶员正注视前方，系统就会检测眼睛以判断其是否困倦。否则，系统不会检测眼睛，而是会监测驾驶员的分心程度，即驾驶员在某一特定时间间隔内注视前方以外区域的时间占比。所提出的系统在驾驶员不注视前方时不检测眼睛，原因如下：对于驾驶员监测而言，需要有关眼睛眨动的信息来检测驾驶员是否困倦。然而，疲劳驾驶的一个早期症状是驾驶员在向前看时开始入睡，而不是在看向侧面时。鉴于这种现象，当驾驶员不注视前方时，所提出的系统不会检测眼睛。这也可以解决驾驶员监测系统在检测转动的眼睛时计算成本高且准确性低的问题。此外，如果驾驶员在驾驶时看向非前方区域，这与疲劳驾驶一样危险。因此，应该通过分心检测方法来检测这种情况，并发出警报信号。所以，我们提出了一种驾驶员监测系统，该系统仅在驾驶员注视前方时检测眼睛，而在驾驶员不注视前方时监测驾驶员的分心情况。

女人不同表情的照片拼图

AI 生成的内容可能不正确。

**图 5** 使用或未使用近红外照明器和窄带通滤波器消除反射阳光的实验结果：（a）未使用滤波器和照明器 （b）使用了滤波器和照明器。

在系统检测眼睛之前，有必要确定驾驶员是否正面向车辆前方。在正常的直路驾驶过程中，当驾驶员专注于前方道路时，他们面部的朝向与正前方的夹角大约在 ±15 度以内。基于这一事实，将面部朝向在 ±15 度范围内的情况定义为 “面向前方”，而面部朝向角度大于 ±15 度的情况则定义为 “非面向前方”。这一数值的有效性已在我们的实际驾驶测试以及丰田公司所进行的实验中得到了证实。41 在丰田公司进行的实验中，他们提出将 ±15 度作为驾驶员面向前方角度的偏航角条件。在我们的实际驾驶实验中也得到了相同的结果。为了测量头部朝向的真实数据，我们使用了一种名为 “爱国者” 的电磁传感器，如图 6 所示。42 实验结果如图 7 所示。

从上述实际驾驶测试中，我们可以确认，面向车辆前方的驾驶员的偏航角在 ±15 度以内。在图表中，当驾驶员看侧后视镜或侧窗时，角度会大于或小于这个偏航角范围。除了这些情况外，驾驶员的头部姿态范围都包含在上述面向前方的视角范围内，即 ±15 度以内。



**图 6** 安装在驾驶员头部后方的 “爱国者” 传感器（参考文献 33）

雪地上的风景

AI 生成的内容可能不正确。

**图 7** 实际驾驶测试中的面部偏航角分布情况：（a）驾驶员 1，（b）驾驶员 2，以及（c）驾驶员 3

所提出的系统仅在这个偏航角范围内检测眼睛。如果估计出的面部偏航角在 ±15 度以内，那么就利用面部中眼睛的左右边界线、中心线以及眼睛的统计位置来设置眼睛的感兴趣区域（ROI）。然后，系统仅在这个区域内检测眼睛。所提出的眼睛检测算法将在 2.3.2 节中介绍。

2.3.2．眼球检测方法

在先前的一项研究中，谢勒（Scheirer）等人 43 提出了两种不同的方法 —— 机器学习方法和相关滤波器方法，用于在光照不足、距离变化、姿态变化和图像模糊等不利采集条件下进行眼睛检测。这种眼睛检测方法存在不便之处，因为在夜间需要使用可见光，这会分散驾驶员的注意力，或者导致瞳孔收缩。在另一项研究中，怀特兰（Whitelam）等人 44 分析了在三个不同波段（即可见光波段、多光谱波段和短波红外（SWIR）波段）下的眼睛检测情况，以说明多波段眼睛定位的优势和局限性。然而，他们没有为近红外相机使用窄带通滤波器；因此，拍摄到的眼睛图像可能包含大量的阳光，这可能会使眼睛区域的定位变得困难。此外，他们没有进行眼睛验证，这可能会导致误检眼睛。我们的系统采用了窄带通滤波器和眼睛验证机制，以提高眼睛检测性能。

我们的眼睛检测算法是通过结合眼睛的 AdaBoost 算法 45 、自适应模板匹配 46 、团块检测 47 以及眼睛验证而开发出来的。AdaBoost 方法已被广泛应用于检测各种面部组成部分，如面部、鼻子、嘴巴和眼睛等，在该方法中，弱分类器以级联的方式组合在一起，从而得到一个更强的分类器。45 在我们的系统中，我们使用了标准的 OpenCV Haar 级联来检测面部和眼睛。

自适应模板匹配方法是一种数字图像处理技术，用于识别输入图像中与模板相匹配的相应部分。通过比较模板和眼睛候选图像，来确定这两幅图像是否存在匹配区域。一种模板的相关方法由以下给出：

R(x,y)= (1)

其中，I 表示输入图像，T 表示模板，R(x, y) 表示位置 (x, y) 上的匹配结果,xr,yr的范围分别为 [0, w - 1] 和 [0, h - 1]，w 和 h 分别是模板图像的宽度和高度。如果匹配值 R(x, y) 较小，则表示相似度较高；如果较大，则表示相似度较低。在所有计算出的 R(x, y) 中，选取 R(x, y) 最小的位置 (x, y) 作为最终匹配位置。眼睛的形状在每一帧中都会发生细微的变化，因此不可能用一个固定的模板来检测所有可能的眼睛形状。因此，每一帧的模板都会根据上一帧成功检测到的眼睛图像进行更新。

图示

AI 生成的内容可能不正确。

**图 8** 所提出的眼睛检测算法流程图

眼球检测的原理如下。从最初的眼球图像中，根据以块的平均值设置的自适应阈值得到二值图像，然后进行形态学步骤。[48](#_bookmark95)首先，扩大白色像素，缩小黑色像素由侵蚀操作员清除。由于眼镜框上剩余的圆块可能会被错误地检测为眼睛，因此应使用侵蚀运算器去除眼镜框。接着，通过扩张运算器将被侵蚀运算器缩小的眼睛区域的黑色像素扩大。[48](#_bookmark95)经过两次 "打开 "过程后，就会生成一个代表眼睛的大圆块和代表的小圆块。对所有剩余的 Blob 进行标记处理。[48](#_bookmark95)因此，所有的球体都被表示为孤立的。然后，就可以得到每个孤立小块的所有像素 "位置"。相应地，blob 的 "大小 "计算为 blob 的像素数。此外，还可以获得包括圆球在内的最外层矩形框的宽度和高度。然后，高度与宽度的比值就可以计算出 Blob 的 "形状"。最后利用位置、大小和形状来确定眼睛的位置。圆球检测采用开放源代码。[47](#_bookmark94)

将这些方法结合起来，可以快速、准确地检测到眼睛。如果仅使用 adaboost 来检测眼睛，那么计算成本会很高，而且无法检测到闭着的眼睛。为了解决这些问题，在第一帧中，眼部检测步骤中使用了眼部 adaboost，在眼部验证器检查眼部检测是否正确后，将检测到的眼部图像保存为模板。在下一帧中，使用先前保存的模板通过自适应模板匹配检测眼睛，然后根据新检测到的眼睛图像更新模板。就计算成本和闭眼检测性能而言，这比仅在每帧中使用眼球增强算法要好。然而，眼睛的形状是可以从睁开状态变为闭合状态的。如果将睁开的眼睛的形状保存为模板，并将睁开的眼睛的形状保存为闭合的眼睛的形状。如果下一帧出现闭眼，自适应模板匹配法无法检测到眼睛。因此，当自适应模板匹配法检测不到眼睛时，就会再次使用 adaboost 检测眼睛。如果 adaboost 也无法检测到眼睛，则采用 blob 检测法检测。当这三种眼睛检测器都无法检测到眼睛时，就会保留眼睛之前的位置。图 [8](#_bookmark25) 描述了眼睛检测算法的流程图（将提供眼睛检测的详细解释）

该系统尝试使用 AdaBoost 眼睛检测器来实现眼睛检测。45 当驾驶员的头部姿态朝向前方时，眼睛 AdaBoost 算法在检测眼睛方面具有良好的性能。然而，如图 9 所示，当驾驶员的头部姿态发生转动或者驾驶员的眼睛闭上时，它存在漏检眼睛的缺点。而且，如果在每一帧图像中都应用眼睛 AdaBoost 算法来检测眼睛，所需的时间会很长。

为了解决 adaboost 的这些问题，我们将自适应模板匹配法与 adaboost 结合起来。在第一帧中，系统使用 adaboost 检测眼睛，然后将检测到的眼睛图像保存到模板中。在下一帧中，应用自适应模板匹配来定位眼睛。这样，即使是 adaboost 检测不到的旋转或闭合的眼睛也能被检测到。自适应模板匹配的优势在于它所需的计算成本比 adaboost 低。adaboost 所需的计算成本是自适应模板方法的 30 倍。因此，结合了 adaboost 和自适应模板匹配的眼球检测方法比单独使用 adaboost 更有效。如图 10 所示，这种组合对头部姿势变化具有鲁棒性，并能检测到闭眼。

但是，由于使用这些组合的眼球检测器仍有可能找不到眼睛，因此，为了提高眼球检测的性能，还需要在组合的基础上补充圆块检测方法。特别是，圆块检测这种方法提高了未被 adaboost 和模板匹配检测到的闭眼的检测率，并节省了处理时间。图 [11](#_bookmark28) 显示了 Blob 检测方法的流程图。

人的照片上写着字

AI 生成的内容可能不正确。

**图 9** 使用 AdaBoost 算法得到的眼睛检测结果：（a）正面人脸（检测成功），（b）侧脸（检测失败），以及（c）闭眼状态（检测失败）

从原始的眼睛图像出发，通过以图像块的均值设置的自适应阈值得到一幅二值图像，然后对其进行形态学处理步骤。在形态学处理步骤中，包含两个阶段：腐蚀和膨胀。首先，通过腐蚀算子对白色像素进行扩展，对黑色像素进行缩减。由于眼镜框残留的团块可能会被误识别为眼睛，因此应该使用腐蚀算子去除眼镜框，以避免这种情况发生。接下来，通过膨胀算子对经过腐蚀算子处理后眼睛区域缩减的黑色像素进行扩展。依次经过腐蚀和膨胀的这个过程被定义为开运算过程，并且具有去噪的效果。48 在进行两次开运算后，最终会生成一个代表眼睛的大团块和一些代表噪声的小团块。所有剩余的团块都与相邻的团块归为各个单独的组，然后进行标记处理。为了进行标记处理，我们使用了一个开源的团块检测程序（该源代码可在参考文献 47 中获取）。最后，通过综合考虑团块的大小、形状和位置来确定眼睛的位置。

在眼睛检测步骤中，眼睛验证过程在检查所检测到的眼睛区域是否确实包含眼睛方面起着重要作用。如图 12 所示，这是一个对通过 AdaBoost 算法、自适应模板匹配以及团块检测所检测到的眼睛进行验证的眼睛验证过程。如果眼睛检测器错误地将一个非眼睛区域识别为眼睛，并在没有经过任何进一步验证过程的情况下将其保存到模板中，那么在后续的下一帧图像中，这个不包含眼睛的区域将会被自适应模板匹配连续检测到。因此，需要一个眼睛验证过程来防止错误的传播。

在眼球验证过程中，我们使用了两种经典的特征提取方法，即主成分（PC）分析49-52（PCA）和线性判别分析（LDA）49-51，这两种方法在不同的应用中使用过（参考文献 51 和 53）。在本文中，我们使用 PCA + LDA 方法提取眼球验证的特征。

PCA 是一种著名的线性特征提取无监督算法；它是一种线性映射，使用特征值最大的特征向量。在 PCA 方法中，眼球图像的像素被排序为列向量 xi = (x1i, x2i,..., xni)T∈ Rn，然后由 l 矩阵 X ={x1, x2,..., xl} 表示由l个眼球图像组成的训练样本集。计算出 X 的均值向量后，通过减去所有样本的均值得到居中数据。利用 PCA 可以找到线性变换正交矩阵 WPCA[m×n(m«n)]，将原始的 n 维特征空间映射到 m 维特征子空间。缩小后的特征向量 yi 定义为:

yi =xi（i = 1,2,...,l） (2)

WPCA 的列是与散点矩阵 S 的 m 个最大特征值相关的 m 个特征向量，其定义为：

S= (3)

其中，μ 是训练集中所有图像的平均值。LDA 是一种有监督的 学习方法，它利用了与每个样本相关的类别信息。LDA 的目标是 最大化类间散度，同时最小化类内散度。类内散点矩阵 SW 和类间散点矩阵 SB 定义为:

SB= (4)

SW= (5)

其中，是第 j 类的第 i 个样本，是第 j 类的均值是所有类别的均值图像，Nj​是第 j 类的样本数量，c 是类别的数量。

人的照片上写着字

AI 生成的内容可能不正确。

**图 10** 通过结合自适应模板匹配和 AdaBoost 算法得到的眼睛检测结果：（a）正面人脸（检测成功），（b）侧脸（检测成功），以及（c）闭眼状态（检测成功）

图示

AI 生成的内容可能不正确。

**图 11** 团块检测方法的流程图：（a）睁眼状态和（b）闭眼状态

为了确保类内散度矩阵SW非奇异，我们至少需要 n+c 个样本。在实际应用中，当特征维度 n 非常高时，很难获取如此多的样本。因此，提出了主成分分析（PCA）+ 线性判别分析（LDA）的方法来解决这个问题。51,52令PCA的输出作为LDA的输入，最终，眼睛图像的特征向量由下式给出：

Zi=xi (i=1,2,…,l) (6)

图示

AI 生成的内容可能不正确。

**图 12** 眼睛验证过程

现在，让我们回到眼睛验证过程。眼睛验证由训练和测试过程组成，如图12所示。在训练步骤中，训练数据库中尺寸为40×26像素的眼睛模板图像被定义为1040×1像素的列向量。然后，通过主成分分析（PCA）将该列向量降维为13维的特征向量，主成分分析旨在寻找一种在最小二乘意义上能最佳表示原始数据的投影。接着，利用线性判别分析（LDA）将该特征向量进一步降维到11维空间（特征），线性判别分析是为了寻找一种在最小二乘意义上能最佳分离数据的投影。在对能最佳区分眼睛和非眼睛的特征进行归一化处理后，将它们输入到支持向量机（SVM）中进行训练，以便能很好地对眼睛和非眼睛进行分类。支持向量机是一种分类器，它能找到最大间隔超平面，对于给定的训练集，该超平面能最优地将数据分为两类。一般来说，支持向量机可以用以下形式表示：

F(x)=sgn() (7)

其中k是数据点的数量，yi​∈{−1,1}是训练点xi​的类别标签。系数αi​是通过求解一个带有线性约束的二次规划问题得到的，b是偏置项。为了获得良好的分类性能，支持向量机（SVM）需要选择一个 “好的” 核函数K(x,xi​)。在本文中，我们使用了径向基函数（RBF）核，如公式 (8) 所示，因为它通常在数值计算方面遇到的困难较少。55

KRBF()=exp(-) (8)

在测试步骤中，按照与训练步骤相同的方式，通过主成分分析（PCA）+线性判别分析（LDA）从测试集中的眼睛图像中提取特征后，将提取的特征输入到支持向量机（SVM）中，以学习对眼睛和非眼睛的分类。图12展示了这一用于训练和测试的眼睛验证过程。当将眼睛验证添加到眼睛检测算法中时，眼睛检测的准确率得到了提高。这一结果将在第3节的实验中展示。

2.4．眼部状态检测（睁眼或闭眼的判断）

昏昏欲睡的驾驶员会表现出一些视觉行为，这些行为很容易从其面部特征（如眼睛、头部和脸部）的变化中观察到。有许多嗜睡度量指标可以反映驾驶员的警觉程度，如闭眼时间（ECD）、闭眼频率（FEC）、平均闭眼速度（AECS）和闭眼时间百分比（PERCLOS）56,57。本节将介绍眼部状态分析的新功能。通过将 PCA 和 LDA 的外观特征与来自眼缘图像的统计特征（如活图的稀疏度和峰度）相结合，这提高了眼球状态（睁眼和闭眼）的判定性能。

2.4.1．特征提取

主成分分析和线性判别分析。用于判断眼睛是睁开还是闭上的特征是通过主成分分析（PCA）+ 线性判别分析（LDA）得到的 12 维特征。这种方法与图 12 中所解释的眼睛验证过程是一样的。当每个类别中的样本数量较少时，主成分分析（PCA）+ 线性判别分析（LDA）比单独使用主成分分析（PCA）表现出更好的性能。51

稀疏度和峰度。用于判断眼睛是睁开还是闭上的其他特征是来自眼睛边缘图像的直方图的稀疏度和峰度。通过使用水平边缘图像处理来提取这些特征，以便对睁眼和闭眼进行分类。在此，我们简要说明一下这些特征是如何提取的。索贝尔（Sobel）算子对检测到的眼睛图像进行二维空间梯度测量。通常，这是通过计算输入灰度图像中每个点的绝对梯度幅值来实现的。索贝尔边缘检测器使用一对 3×3 的卷积模板，一个用于估计水平方向（列）的梯度，另一个用于估计垂直方向（行）的梯度。使用水平索贝尔卷积模板可得到水平边缘图像。通过对水平边缘图像应用 p 分位数阈值法，将其转换为二值图像。58 根据训练数据，我们通过 p 分位数法实验得出了 7% 这个数值。p 分位数阈值法利用眼睛的大小和面积来得到二值图像。例如，如果眼睛占总面积的 p%，则将输入图像的灰度值直方图按该百分比进行划分，然后考虑占 p% 的眼睛像素来选择阈值。将二值化后的图像投影到水平轴（x 轴）上，然后得到垂直投影直方图，如图 13 所示。睁眼的直方图会在垂直线上呈现出一个集中的峰值。这个峰值是由瞳孔、镜面反射和虹膜的亮度差异造成的。相比之下，闭眼的直方图在 x 轴上呈现出平坦的分布。稀疏度是一个衡量向量的能量在几个分量上集中程度的参数。59 这意味着大多数值接近于零，只有少数值明显不为零。峰度是衡量数据相对于正态分布是尖峰还是平坦的一个指标。60 也就是说，峰度高的数据集往往在均值附近有一个明显的峰值，下降速度相当快，并且有较重的尾部。峰度低的数据集在均值附近往往有一个平坦的顶部，而不是一个尖锐的峰值。均匀分布将是一个极端的情况。因此，这两个参数之间存在相似性。稀疏度和峰度的公式如下：

Sparseness(x)= (9)

其中d表示向量x的维度，向量x的第j个分量为xj。

Kurtosis= (10)

其中μ是x的均值，σ是x的标准差。

图 13 表明，通过直方图的稀疏度和峰度可以对眼睛是睁开还是闭上进行分类。如图 13 所示，很容易预测出，与闭眼状态相比，睁眼时的稀疏度和峰度值更大，这是因为睁眼时比闭眼时更向外凸起。我们可以确认，当闭眼的直方图呈现出相对平坦的分布时，睁眼的直方图分布集中在x轴的中心位置。因此，根据投影直方图的稀疏度和峰度是否超过某个特定阈值，来对睁眼和闭眼状态进行分类。

2.4.2．特征组合

用于对眼睛是睁开还是闭上进行分类的特征，首先是通过主成分分析（PCA）+ 线性判别分析（LDA）从 12 维的外观特征中提取出来的，然后再通过稀疏度和峰度从二维的统计特征中提取。这些提取出来的特征被应用于支持向量机（SVM）分类器。我们使用了带有径向基函数（RBF）核的支持向量机，因为带有径向基函数核的支持向量机的分类能力优于带有多项式核和线性核的支持向量机。图 14 展示了这些结合特征并对眼睛是睁开还是闭上进行分类的过程。

图示

AI 生成的内容可能不正确。

**图 13** 用于对睁眼和闭眼进行分类的水平边缘图像处理过程

2.5．嗜睡和注意力分散的检测

在对驾驶员眼睛的睁开或闭合状态进行分类，并估算出驾驶员的头部姿态之后，驾驶员的注意力不集中情况由代表嗜睡程度的闭眼时间百分比（PECLOS）和代表注意力分散程度的注视时间百分比（PERLOOK）来判定。闭眼时间百分比（PECLOS）是一个广泛用于监测驾驶员嗜睡程度的嗜睡参数。它被定义为在特定时间段内驾驶员眼睛闭合的时间比例。57,61–63 这个参数可以从下面获得：

**PERCLOS**[k]= (11)

其中，PERCLOS[k]表示第k帧中的闭眼时间百分比数值，n是用于测量闭眼时间百分比的一个时间段。Blink[i]表示在第i帧中眼睛是睁开还是闭上的状态。如果眼睛睁开，其值为 “0”，如果眼睛闭上，其值为 “1”。闭眼时间百分比越高，驾驶员的疲劳程度就越高。当闭眼时间百分比超过预先设定的阈值时，所提出的系统就会发出注意力不集中的警告。通过我们利用训练数据进行的实验，这个预先设定的阈值被确定为0.2 。

当驾驶员因头部转动而无法注视前方道路时，所造成的事故隐患与驾驶员因闭眼而无法看向前方时是一样的。鉴于此，我们提出了一个参数，即注视时间百分比（PERLOOK），它以与闭眼时间百分比（PERCLOS）相同的方式来衡量驾驶员注意力分散的程度。注视时间百分比（PERLOOK）被定义为驾驶员头部转动且未注视前方道路的时间比例。这个参数可以从以下方式获得：

**PERCLOS[k]=**  (12)

其中，PERLOOK[k]表示第k帧中的注视时间百分比数值，n是用于测量注视时间百分比的一个时间段。Nonfront[i]表示在第i帧中驾驶员是注视前方区域还是非前方区域。如果驾驶员注视非前方区域，其值为1；如果驾驶员注视前方区域，其值为0。注视时间百分比越高，驾驶员注意力分散的程度就越高。当注视时间百分比大于预先设定的阈值时，所提出的系统就会发出注意力不集中的警告。通过我们利用训练数据进行的实验，这个预先设定的阈值被确定为0.35。从 2.3.1 节可知，如果驾驶员的偏航角大于+15度或小于−15度（以正前方为基准），并且在10秒的单位时间间隔内，相应的累积时间超过3.5秒，我们的系统就会将其判定为 “注意力分散”。例如，如果驾驶员查看全球定位系统（GPS）设备或更换光盘时的偏航角和累积时间满足这一条件，就会被判定为注意力分散。

图示

AI 生成的内容可能不正确。

**图 14** 结合特征并使用支持向量机（SVM）对眼睛是睁开还是闭上进行分类的过程

**表 3** 用于训练的数据库 1 的规格。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 白天 | 受试者 | 12 人（男性：9 人，女性：3 人，不戴眼镜：2 人，戴眼镜：10 人） |
| 图像 | 来自 216 个图像序列的 44,197 个图像（12 人× 18 个注视区） |
| 夜间 | 受试者 | 11 人（男性：8 人，女性：3 人，不戴眼镜：3 人，戴眼镜：8 人） |
| 图像 | 来自 198 个图像序列的 41 155 个图像（11 人× 18 个注视区） |

3．实验

3.1．数据库

为了评估所提出的方法，我们将开发的系统安装在仪表盘前方，如图 4 所示，并且我们从 22 名受试者那里收集了 162,772 帧数据。我们使用了男女受试者的图像进行了多项实验，其中一些受试者佩戴了太阳镜和眼镜，实验在白天和夜晚都有进行。这些数据库是在一辆汽车内，使用分辨率为 640×480 像素、帧率为 25 帧每秒的近红外相机采集得到的。

在我们的数据库中，有两个数据集用于训练和测试。12 名受试者被归入训练组，其余 10 名受试者被归入测试组。训练组的图像存储在数据库 1 中，而测试组的图像则记录在数据库 2 中。数据库 1（如表 3 所示）也已在之前的一项研究中使用过 33。它包含 85,352 张图像（每名受试者 6700 至 7500 张图像）。如图 12 和表 4 所示，从数据库 1 中选取的 1090 张图像用于训练眼睛验证过程；如图 14 和表 5 所示，703 张图像用于眼睛睁开和闭合状态的分类过程。这 85,352 张训练图像包含大量重叠数据，这可能会导致支持向量机（SVM）的分类超平面出现过拟合现象。为了解决这个问题，从 12 名受试者中随机选取了 1090 个样本，并将其用于支持向量机训练以进行眼睛验证。眼睛验证过程中支持向量机分类器的训练集包含 860 个正样本（眼睛图像）和 230 个负样本（非眼睛图像），如图 15 (a) 和 15 (b) 所示。此外，从 12 名受试者中随机选取了 703 个样本，并将其用于支持向量机训练以进行眼睛状态检测。眼睛状态检测过程中支持向量机分类器的训练集包含 530 个正样本（睁眼图像）和 173 个负样本（闭眼图像），如图 15 (c) 和 15 (d) 所示。

数据库1中剩余的图像被启发式地用于眼睛检测中的参数优化（2.3.2节）。总之，这些训练数据仅用于参数优化和支持向量机（SVM）的训练。

数据库2包含来自测试组的77,420张图像（每名受试者7500至8000张图像）。在数据库2中，为每位受试者采集了更长的图像序列，以便测试所提出的注意力不集中检测方法。要求受试者正前方注视5秒钟，然后在剩余时间内正常驾驶、昏昏欲睡地驾驶或注意力分散地驾驶。因此，对于每位受试者，我们获得了三种类型的序列：正常驾驶视频、昏昏欲睡驾驶视频和注意力分散驾驶视频。此外，不戴眼镜的受试者被要求戴上太阳镜，以便采集一个新的序列。同样，戴眼镜的受试者被要求摘下眼镜或戴上太阳镜，以便采集一个新的序列。

与昏昏欲睡驾驶的视频数量相比，注意力分散驾驶的视频数量相对较多。原因如下。驾驶员可以注视图16中描述的12个不同位置（1-5、8、11、14-18）；因此，我们需要测试在各种注视方向下注意力分散检测的性能。所以，对于每位受试者，我们获得了多个注意力分散的视频，在这些视频中，受试者注视着这12个不同的位置。

**表 4** 眼球验证的训练数据库

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | 眼球验证中用作训练数据的眼球图像数量 | |
|  | 眼镜类型 | 左眼 | 右眼 |
| 阳性样本眼睛 | 不戴眼镜 | 627 | 473 |
| 眼镜 | 128 | 208 |
| 太阳镜 | 105 | 189 |
| 小计 | 860 | 870 |
| 阴性样本非眼睛 | 不戴眼镜 | 78 | 123 |
| 戴眼镜 | 103 | 108 |
| 太阳镜 | 49 | 79 |
| 小计 | 230 | 310 |
| 总计 |  | 1090 | 1180 |

**表 5** 眼睛状态检测的训练数据库

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | 眼球验证中用作训练数据的眼球图像数量 | |
|  | 眼镜类型 | 左眼 | 右眼 |
| 阳性样本睁眼 | 不戴眼镜 | 420 | 440 |
| 眼镜 | 50 | 70 |
| 太阳镜 | 60 | 50 |
| 小计 | 530 | 560 |
| 阴性样本闭眼 | 不戴眼镜 | 102 | 105 |
| 戴眼镜 | 33 | 40 |
| 太阳镜 | 38 | 40 |
| 小计 | 173 | 185 |
| 总计 |  | 703 | 745 |

手机屏幕截图

AI 生成的内容可能不正确。

**图 15** 在训练阶段提供给支持向量机（SVM）分类器的正负样本：(a) 眼睛图像，(b) 非眼睛图像，(c) 睁眼图像，以及 (d) 闭眼图像

在注意力分散的情况下，驾驶员不会向前看。因此，驾驶员注视着图 16 所示 18 个位置中 12 个不同位置的视频，被用于对注意力分散检测的性能评估。与注意力分散检测不同，在瞌睡检测的情况下，只考虑两种状态，即瞌睡状态和正常（清醒）状态。因此，从每位受试者处获取的瞌睡驾驶视频数量少于注意力分散驾驶视频的数量。每个注意力分散驾驶视频的时长约为 1 分钟，而每个瞌睡驾驶视频的时长约为 5 到 10 分钟。表 6 详细展示了数据库 2 的情况。

汽车的车头

AI 生成的内容可能不正确。

**图 16** 车辆内的离散注视区域

**表 6** 用于测试的数据库 2 的相关说明

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 白天 | 主题 | 9 人（男：6 人，女：3 人，不戴眼镜：9 人，戴眼镜：4 人）：4,  戴太阳镜：5) |
| 眼睛检测和眼睛状态检测的图像数量 | 来自 36 个图像序列的 40 256 幅图像 |
| 用于眼球检测评估的图像数量 | 36 个图像序列中的 32 365 个图像（由于被试当时正目视前方道路，因此排除了 7891 个图像）。 |
| 用于眼睛状态检测评估的图像数量 | 来自 36 个图像序列的 30,483 幅图像（其中 9773 幅图像被排除在外原因是受试者正注视着前方的道路（7891 幅）或眼睛无法被归类为睁眼或闭眼（如眯缝眼）（1882 幅）。 |
| 用于测量注意力不集中程度的序列编号 | 189 个正常行驶的视频序列 |
| 36 段昏昏欲睡的驾驶视频 |
| 分心驾驶的 189 个视频序列（图像总数：414 个图像序列中的约 239 200 个图像）。 |
| 夜晚 | 主题 | 10 人（男：7，女：3，不戴眼镜：5，戴眼镜：5） |
| 眼睛检测和眼睛状态检测的图像数量 | 来自 20 个图像序列的 37 164 幅图像 |
| 用于眼球检测评估的图像数量 | 来自 20 个图像序列的 28 608 张图像（由于被试当时正目不转睛地看着前方道路，因此排除了 8556 张图像）。 |
| 用于眼睛状态检测评估的图像数量 | 来自 20 个图像序列的 26 672 张图像（其中 10 492 张图像被排除在外，原因是受试者正注视着前方的道路8556 张），以及受试者眼睛无法被归类为睁开或闭合（如眯缝眼）（1936 张））。 |
| 用于测量注意力不集中程度的序列编号 | 120 个正常行驶的视频序列 |
| 20段昏昏欲睡的驾驶视频 |
| 分心驾驶的 120 个视频序列（图像总数：260 个图像序列中的约 105,800 个图像）。 |

3.2．实验结果

实验阶段包括三个部分。首先，使用在车辆内不同时间和光照条件下获取的不同人的图像序列来测试眼睛检测算法。然后，测试眼睛状态检测算法。用于对眼睛状态进行分类的特征是从一长段图像序列中提取的。最后，测试测量驾驶员注意力不集中程度的算法。注意力不集中程度由瞌睡程度和注意力分散程度组成。瞌睡程度通过眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）来衡量，注意力分散程度则通过视线偏离时间百分比（PERLOOK）来计算。

3.2.1．眼球检测结果

为了评估我们的眼睛检测算法的性能，我们进行了三项实验，并对它们相互进行了比较。第一项实验仅使用我们的数据库2结合眼睛级联增强（Adaboost）算法来进行。当将其应用于每个序列帧时，它需要较长的处理时间，并且当头部转动或眼睛闭合时，无法检测到眼睛。因此，正如表7所示，其眼睛检测性能不尽人意，且处理速度缓慢。在第二项实验中，我们结合了多种眼睛检测方法，包括级联增强（Adaboost）算法、自适应模板匹配和斑点检测，这既提高了闭眼状态下的检测准确率，又提升了计算性能。第三项实验是在第二项实验所使用的方法基础上增加了眼睛验证环节来进行的。当在眼睛检测算法中加入眼睛验证环节后，眼睛检测的准确率得到了提高。如果没有任何眼睛验证机制来检查所检测到的眼睛区域是否真的包含眼睛，那么误检测到的非眼睛图像可能会被存储在模板中，并且从下一帧开始，自适应模板匹配可能会反复检测到误检测出的“眼睛”。因此，在第二项实验中，产生了传播误差，眼睛检测的错误率为7.56%。然而，在应用了眼睛验证过程后，错误率从7.56%降低到了1.04%。

眼睛检测率的计算方法如下。首先，从数据库2（表6）的所有图像中提取出注视前方区域的图像，然后手动将其分为眼睛图像（如图15(a)所示）和非眼睛图像（如图15(b)所示）。然后，眼睛检测率是通过成功检测到眼睛的图像数量除以图像总数来计算的。表7展示了眼睛检测率的结果，并且还表明，无论时间、性别和眼镜类型如何，所提出的眼睛检测方法能够成功检测出约98.9%的眼睛。检测误差是由于将图15(b)中部分可见的眼镜框、眉毛和眼睛误识别为真实的眼睛而导致的。然而，这种检测误差在视频序列中并非持续存在，因为当眼睛检测器检测到非眼睛图像时，在下一帧中眼睛模板会通过眼睛验证过程进行重置。

图片包含 游戏机

AI 生成的内容可能不正确。

**图 17** 被排除的眯眼样本

**表 7** 在数据库 2 中的图像上应用眼睛检测算法后得到的结果

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 状态 | | | | 眼球检测率 | | |
| 时间 | 眼镜类别 | 数量 | 帧数 | Adaboost方法 | 所提出的方法 （无眼睛验证过程 | 所提出的方法 （有眼睛验证过程） |
| 白天 | 不戴眼镜 | 18 | 19994 | 76.52% | 92.54% | 98.55% |
| 戴眼镜 | 8 | 8012 | 67.35% | 92.35% | 98.88% |
| 太阳镜 | 10 | 4359 | 63.53% | 92.02% | 98.91% |
| 小计 | 36 | 32365 | 72.50% | 92.42% | 98.68% |
| 夜晚 | 不戴眼镜 | 10 | 16860 | 73.98% | 92.58% | 98.85% |
| 戴眼镜 | 10 | 11748 | 70.12% | 92.05% | 97.89% |
| 小计 | 20 | 28608 | 72.39% | 92.36% | 98.46% |
| 总计 |  | 68 | 60973 | 72.45% | 92.39% | 98.58% |
| 处理时间 |  |  |  | 23.1ms | 11.5ms | 14.5ms |

3.2.2．眼球状态检测结果

为了评估确定眼睛状态的性能，将表6中数据库2里的眼睛图像手动分为两类，即睁眼图像和闭眼图像，并将它们用作真实数据。然后进行了两项实验。第一项实验旨在测试主成分分析（PCA）与线性判别分析（LDA）相结合的特征（PCA+LDA特征）相较于主成分分析（PCA）特征的效果。第二项实验旨在比较并分析结合了主成分分析（PCA）与线性判别分析（LDA）、稀疏性以及峰度的多种特征的分类性能。

需要注意的是，像图17中那样的眯眼情况，在测试数据的性能评估中被排除在外了。因为人类的眼睛从睁开状态到眯眼状态，再到闭合状态是一个平滑的变化过程，所以在这种变化过程中，很难明确地判断眯眼状态究竟是睁眼还是闭眼。然而，尽管眯眼状态会被判定为睁眼或者闭眼，但这并不会影响判断瞌睡行为的整体性能，因为眯眼只是眼睛从睁开到闭合之间的一种暂时且过渡的状态。因此，眯眼情况被排除在测试数据之外。

眼睛状态检测的性能是通过考虑两种误差来衡量的。为方便起见，当一只睁开的眼睛被错误地判定为闭合的眼睛时，我们将其定义为第一类错误。此外，当一只闭合的眼睛被错误地判定为睁开的眼睛时，我们将其定义为第二类错误。因此，眼睛状态检测的性能是由第一类错误和第二类错误来衡量的。

在第一个实验中，为了检测眼睛状态，先通过主成分分析（PCA）或主成分分析与线性判别分析相结合的方法（PCA+LDA）提取特征，然后将这些特征输入到支持向量机（SVM）中，最后将眼睛状态分类为睁眼和闭眼。这个过程与图12中所解释的眼睛验证过程相同。如表8所示，在训练中使用了530帧睁眼图像和173帧闭眼图像，并对数据库2中的一些眼睛图像进行了测试。然后，选取了能达到最佳性能的12维特征。在我们的实验中，使用PCA+LDA的方法在对眼睛状态进行分类时，比仅使用PCA的方法表现更好。特别是，当每个类别中的训练样本较少时，PCA+LDA特征比PCA或LDA特征更有效。PCA+LDA的组合特征对不同的光照条件不太敏感，而PCA特征对光照变化则较为敏感。 参考文献51,53

表9展示了通过主成分分析（PCA）与线性判别分析（LDA）相结合的方法针对每个维度的眼睛状态检测结果。首先，为了找到在仅通过主成分分析（PCA）提取特征时能产生最佳识别率的合适特征维度，我们对每个维度都进行了测试，并得出15维是最佳的特征维度数量。主成分分析（PCA）特征对于睁眼状态和闭眼状态的识别率分别为96.12%和96.15%。

**表 8** 用于眼睛状态检测的训练和测试数据集

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  |  | 眼球状态 | |
| 数据集 | | 睁眼 | 闭眼 |
| 训练 | | 530 | 173 |
| 测试 | | 7250 | 800 |

**表 9** 通过剔除前一到六个主成分得到的识别错误率

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 输入样本 | 消除的主成分数量 | | | | | | | | | | | |
| 1(14dim) | | 2(13dim) | | 3(12dim) | | 4(11dim) | | 5(10dim) | | 6(9dim) | |
| 错误1 | 错误2 | 错误1 | 错误2 | 错误1 | 错误2 | 错误1 | 错误2 | 错误1 | 错误2 | 错误1 | 错误2 |
| PCA+LDA | 3.52% | 3.50% | 3.43% | 3.38% | 3.26% | 3.25% | 3.48% | 3.50% | 3.39% | 3.38% | 4.15% | 4.13% |
| 255/7250 | 28/800 | 249/7250 | 27/800 | 236/7250 | 26/800 | 252/7250 | 28/800 | 246/7250 | 27/800 | 301/7250 | 33/800 |

先前在人脸识别方面的研究工作50-52指出，剔除前一到三个主成分（PCs）可提升性能。因为这些主成分对各种光照条件很敏感，所以应该将它们去除。在本研究中，我们剔除前一到六个主成分，以分析其对眼睛状态检测的识别效果。实验结果见表 9。

表9表明，在我们的数据中，剔除前一到三个主成分（PCs）将能达到最佳的性能比率。通过剔除前三个主成分，主成分分析（PCA）与线性判别分析（LDA）相结合的特征所取得的最佳性能结果，分别为3.26%和3.25%。当剔除超过四个主成分时，结果变得更差。

在第二个实验中，为了评估几种特征的分类性能，先通过特征提取方法提取特征，然后将这些特征的组合输入到支持向量机（SVM）中，进而衡量它们的分类性能。第二个实验中使用了两种特征。首先，通过主成分分析（PCA）与线性判别分析（LDA）相结合的方法提取外观特征，同时还通过稀疏性和峰度提取统计特征。将这些特征组合后得到的分类性能结果见表10。我们可以确定，将主成分分析（PCA）与线性判别分析（LDA）相结合提取的外观特征，和诸如从眼睛边缘图像的直方图中提取的稀疏性和峰度等统计特征相结合，能够提升性能。

表11展示了所提出的眼睛状态检测方法在使用数据库2（即总的测试数据）时的整体性能。如表11所示，我们所提出的眼睛状态检测方法在白天和夜晚均能良好运行，并且对于佩戴普通眼镜或太阳镜的驾驶员也同样适用。最后，我们得到的结果是，第一类错误率为1.45%，第二类错误率为2.91%。

所提出的眼睛检测和眼睛状态检测方法的一些定性结果如图18和图19所示。所提出的方法对于由阳光、普通眼镜、太阳镜、眨眼、嘴巴运动以及眼镜上的镜面反射所导致的图像变化具有很强的鲁棒性。在这里，睁开的眼睛用一个圆形标记，闭合的眼睛用一个矩形标记。眼睛区域是根据检测到的面部区域按比例设置的，眼睛区域的平均大小为40×26像素。

3.2.3．注意力不集中程度的测量结果

在驾驶员监测系统中，确保驾驶员充分关注前方道路至关重要，这是驾驶时的必要状态。当驾驶员在驾驶过程中未看前方道路时，我们可以考虑两种情况。第一种情况是驾驶员在犯困时闭眼驾驶。第二种情况是驾驶员在注意力分散时将头转向其他方向。这两种情况都很危险，因为驾驶员没有充分关注前方道路。在本文中，我们提出了一个可同时监测这些危险状况的系统。我们分别采用了两种衡量指标——眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）和视线偏离时间百分比（PERLOOK）来检测驾驶员的困倦程度和注意力分散程度。

**表10** 使用单一特征或组合多种特征时眼睛状态检测方法的准确率

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 输入样本 | 第一类误差（当睁眼被误认为闭眼时的误差率） | 第二类误差（当闭眼被误判为睁眼时错误率） |
| 峰度 | 8.74% (634/7250) | 8.75% (70/800) |
| 稀疏度 | 7.86 % (570/7250) | 7.88% (63/800) |
| 稀疏度，峰度 | 6.97% (505/7250) | 7.00% (56/800) |
| PCA | 3.93% (285/7250) | 4.00% (32/800) |
| PCA+LDA | 3.26% (236/7250) | 3.25% (26/800) |
| PCA+LDA稀疏度 | 2.80% (203/7250) | 2.75% (22/800) |
| PCA+LDA峰度 | 2.97% (215/7250) | 3.00% (24/800) |
| PCA+LDA稀疏度，峰度 | 2.23% (162/7250) | 2.25% (18/800) |

**表 11** 数据库 2 中所提出的眼球状态检测方法的性能

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 时间 | 眼镜类型 | 第一类误差（当睁眼被误认为闭眼时的误差率） | 第二类误差（当闭眼被误判为睁眼时错误率） |
| 白天 | 不戴眼镜 | 1.20% (198/16451) | 3.54% (72/2032) |
| 戴眼镜 | 3.05% (204/6699) | 1.56% (16/1024) |
| 太阳镜 | 0.73% (28/3830) | 1.12% (5/447) |
| 小计 | 1.59% (430/26980) | 2.65% (93/3503) |
| 夜晚 | 不戴眼镜 | 0.49% (64/13185) | 3.15% (62/1967) |
| 戴眼镜 | 2.30% (241/10465) | 3.32% (35/1055) |
| 小计 | 1.29% (305/23650) | 3.21% (97/3022) |
| 总计 |  | 1.45% (735/50630) | 2.91% (190/6525) |

图20展示了针对犯困序列的眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）测量结果：在最初的100秒内，驾驶员处于警觉状态，而在剩余的时间里，驾驶员表现出犯困驾驶行为。在图20中，我们能够确认，通过眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）能够很好地检测出驾驶员的犯困状态。然而，如果驾驶员表现出分心驾驶行为，使用眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）测量方法则无法检测到这种分心行为。在图21中，要求驾驶员在前160秒正常驾驶，然后在剩余时间里分心驾驶。图21（a）展示了针对分心序列的眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）测量结果。在图21（a）和图21（b）中，很明显，仅使用眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）这一测量指标无法检测出分心行为。通过眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）测量得到的图21（a）显示，将分心行为错误判定为正常行为。通过视线偏离时间百分比（PERLOOK）测量得到的图21（b）显示，在大约160秒时，能够很好地检测出驾驶员的分心状态。

对数据库2中的图像序列开展了测量困倦程度和注意力分散程度的实验。对于每位受试者，在白天记录了36段犯困的视频序列和189段注意力分散的视频序列，在夜间记录了20段犯困的视频序列和120段注意力分散的视频序列。对于每一段犯困的视频序列，记录了大约5至10分钟的观察内容。要求受试者正前方注视5秒，然后正常驾驶，或者在剩余时间里处于犯困驾驶状态。对于每一段注意力分散的视频序列，记录了约1分钟的观察内容。要求受试者正前方注视5秒，然后正常驾驶，或者在剩余时间里处于注意力分散的驾驶状态。这样，对于每位受试者，我们获得了三种类型的序列，即正常驾驶、犯困驾驶和注意力分散驾驶的视频序列。使用这些视频序列的实验结果见表13。在本次实验中，我们取得了令人满意的结果。如表13所示，将犯困状态或注意力分散状态误判为正常状态的错误率为0%，而将正常状态误判为犯困状态或注意力分散状态的错误率（误报率）约为2%。也就是说，当驾驶员实际处于犯困或注意力分散状态时，在检测犯困或注意力分散情况方面没有出现错误。另一方面，在约4小时的正常驾驶视频中出现了6起误报情况，相当于每小时1至2起误报，这些可被视为较小的误差。故障分析表明，正常状态被误判为犯困状态，是因为当驾驶员笑了一段时间时，眼睛被识别为闭眼状态。与驾驶员眨眼习惯相关的错误经常出现。因此，所测量的眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）比正常驾驶员的要高。由于误报可能会让驾驶员感到厌烦，我们重点关注对危险的注意力不集中情况的检测。通过改变判定阈值，可以减少误报的数量，但代价是会增加漏检真实情况的误差。

人的照片上写着字

AI 生成的内容可能不正确。

**图18** 所提出的眼睛检测和眼睛状态检测方法应用于在白天拍摄的一名驾驶员图像上的结果，该驾驶员：(a) 未佩戴任何眼镜；(b) 佩戴了太阳镜。（三条竖线分别表示脸部的左侧、右侧和中心位置。）

男人的照片拼图

AI 生成的内容可能不正确。

**图19** 所提出的眼睛检测和眼睛状态检测方法应用于在夜间拍摄的一名驾驶员图像上的结果，该驾驶员：(a) 未佩戴任何眼镜；(b) 佩戴了普通眼镜。

图示

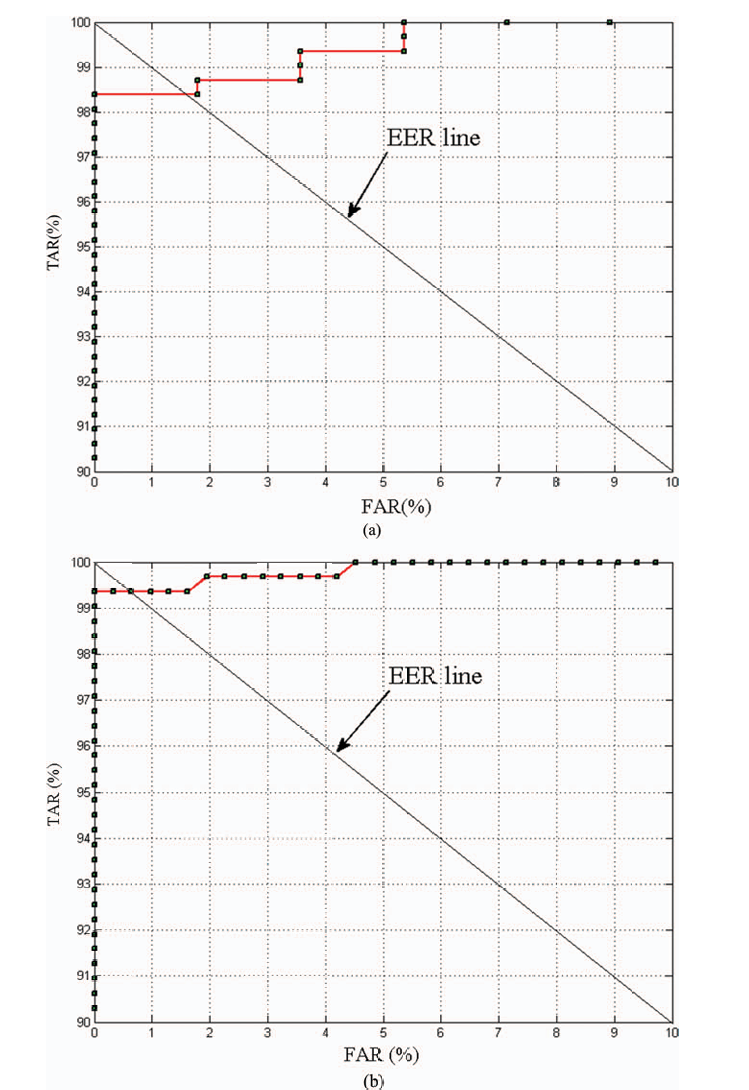
AI 生成的内容可能不正确。

**图20** 针对犯困序列的眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）测量结果。

图示

AI 生成的内容可能不正确。

**图21** 针对一段注意力分散的视频序列的眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）和视线偏离时间百分比（PERLOOK）测量结果：(a) 眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）；(b) 视线偏离时间百分比（PERLOOK）。



**图22** 困倦状态和注意力分散状态检测准确率的受试者工作特征（ROC）曲线：(a) 困倦状态检测；(b) 注意力分散状态检测。

此外，还可以使用其他方法来减少误报情况，例如面部表情识别、针对特定用户的驾驶员监测，或者利用驾驶行为信息，如监测车速、转向动作、车道保持情况、加速、刹车以及换挡等。这些方面的工作将在未来予以考虑。

图22展示了通过阈值、眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）和视线偏离时间百分比（PERLOOK）得出的困倦和注意力分散检测准确率的受试者工作特征曲线（ROC曲线）。对于一个二元分类器系统而言，ROC曲线是将灵敏度（即正确接受率）相对于错误接受率绘制成的图形，这是因为该系统的判别阈值是变化的70。为了方便起见，在本文中，当注意力不集中状态被错误地判定为正常状态时，我们将其定义为错误接受率（FAR）。此外，当正常状态被错误地判定为注意力不集中状态时，我们将其定义为错误拒绝率（FRR）。当错误接受率（FAR）和错误拒绝率（FRR）相等时，这个相同的值被称为等错误率。正确接受率表示从100%中减去错误拒绝率（FRR）后得到的值。

我们描述了一项对比实验，用于测量每一段真实和虚拟犯困视频中的犯困参数。在我们的测试中，使用了由10人模拟犯困驾驶行为所得到的虚拟犯困视频来衡量犯困驾驶员检测性能。我们采用虚拟犯困视频，是因为获取真实的犯困视频既危险又困难；此外，目前也没有公开的真实犯困视频数据库。因此，有必要将虚拟犯困视频中的眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）数值与真实犯困视频中的数值进行比较。真实犯困视频是在一名受试者于凌晨（大约凌晨4点或5点）实际犯困时拍摄得到的。尽管这段视频是在实验室中获取的，但采集环境（受试者的位置以及所使用设备的位置、摄像头的视角等）与在车内的情况类似。图24展示了真实和虚拟犯困视频中眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）的相关图表。很容易看出，眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）的这些特征是相似的。在真实犯困视频中，驾驶员在300帧之后开始入睡，眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）的平均值约为0.5254。在虚拟犯困视频中，驾驶员在400帧之后开始入睡，眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）的平均值约为0.5024。因此，我们可以预测，在虚拟犯困视频中的犯困驾驶员检测性能将与在真实犯困视频中的性能相似。

由于在真实条件下获取犯困或注意力分散状态下的视频既困难又危险，所以并未获取到这类视频。然而，（表12中处于白天正常状态的）189段视频中，包含了五段用户在高速公路上实际驾驶时拍摄的视频。我们相信，在未来，在汽车制造商的支持下，有可能在真实条件下获取更多犯困或注意力分散状态下的视频。

男人的脸

AI 生成的内容可能不正确。

**图 23** 真实犯困视频的一帧截图

**表12** 用于检测车辆中驾驶员困倦和注意力分散情况的测试数据。

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 时间 | 驾驶状态 | 测试图像 |
| 白天 | 正常状态 | 189 |
| 瞌睡状态 | 36 |
| 分心状态 | 189 |
| 夜晚 | 正常状态 | 120 |
| 瞌睡状态 | 20 |
| 分心状态 | 120 |
| 总计 |  | 674 |

图表, 折线图

AI 生成的内容可能不正确。

**图24** 真实犯困视频和虚拟犯困视频中眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）数值的对比：(a) 真实犯困情况；(b) 虚拟犯困情况。

**表13** 从车辆内的视频序列中测得的困倦和注意力分散检测结果。

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 误差率 | | | | | |
| 把一个瞌睡状态误认为正常状态 | 误认为一个正常状态为瞌睡 | 把一个分心状态误认为正常状态 | 把一个正常状态误认为分心状态 | 把一个瞌睡状态误认为分心状态 | 把一个分心状态误认为瞌睡状态 |
| 0%(0/56) | 1.62% (5/309) | 0%(0/309) | 0.64% (2/309) | 1.79% (1/56) | 0%(0/309) |

3.2.4．处理时间

所提出的驾驶员监测系统效率高且能实时运行。该软件是在英特尔奔腾M处理器（1.60GHz，500MB内存）上使用Visual C++ 实现的。尽管并非所有代码优化工作都已完成，但处理时间对于实时运行的实现来说是令人鼓舞的。总处理时间为每帧31毫秒，每一步的处理时间见表14。

4．总结

在本研究中，我们提出了一种驾驶员监测系统，该系统可用于对驾驶员注意力不集中的情况发出警告，其中包括困倦和分心。我们提出了一种算法，该算法能够自动定位眼睛的位置，判断眼睛是睁开还是闭上的，最后判断驾驶员是处于困倦驾驶还是分心驾驶状态。这是一种非侵入性的检测驾驶员注意力不集中情况的方法，在白天和夜晚都不会给驾驶员带来困扰或干扰。

该框架由三个步骤组成。第一步涉及眼睛的检测与跟踪。在驾驶序列图像中，将自适应增强算法（Adaboost）、自适应模板匹配以及斑点检测方法相结合，以自动检测眼睛。利用基于主成分分析（PCA）+线性判别分析（LDA）和支持向量机（SVM）的眼睛验证技术来对眼睛检测结果进行验证。当驾驶员闭上眼睛，或者佩戴普通眼镜和太阳镜时，所提出的眼睛检测方法都能很好地发挥作用。在数据库中对12个人进行的测试中，无论是在白天还是夜晚，并且无论是在佩戴太阳镜还是普通眼镜的情况下，都实现了较高的检测率。

第二步是一个将眼睛分类为睁开或闭合状态的过程。为此，通过主成分分析（PCA）+线性判别分析（LDA）从检测到的眼睛图像中提取基于外观的特征，并根据稀疏性和峰度获取基于边缘的特征。然后，利用支持向量机（SVM），结合这些特征将检测到的眼睛分类为睁开或闭合状态。我们确认，组合系统的性能优于单一系统的性能。实验结果表明，无论是在白天还是夜晚，并且无论是在佩戴太阳镜还是普通眼镜的情况下，数据库中的分类错误率均小于3%。

第三步是一个测量驾驶员困倦程度和注意力分散程度的过程。在这个过程中，我们提出了一种同时检查这两种情况的方法。我们分别使用了两种测量指标，即眼睑闭合时间百分比（PERCLOS）和视线偏离时间百分比（PERLOOK），来计算困倦程度和注意力分散程度，并且它们都取得了令人满意的结果。

未来，我们计划让更多的用户参与测试，并延长测试时间，以便获取真实的犯困和注意力分散行为。从视线估计的角度来看，我们需要开发一种同时利用头部姿态和眼球运动信息的精确视线估计方法。在犯困驾驶员检测方法中，必须采用面部表情识别技术，以区分因疲劳而闭眼和因开怀大笑而闭眼的情况。此外，由于不同驾驶员的眼睛大小、眨眼频率和驾驶习惯各不相同，我们需要使用在线训练方法开发一个针对特定驾驶员的监测系统。如果将该系统与其他传感器（如油门、方向盘和车道位置传感器）集成，它将表现出更好的性能。最后，当与行人识别系统和车道保持辅助系统相结合时，集成的驾驶安全系统将更加有效。

表14 所提出的驾驶员监测系统的处理时间。

|  |  |
| --- | --- |
| 处理方法 | 处理时间（毫秒/帧） |
| 眼球增强 | 23.1 |
| 自适应模板匹配 | 0.7 |
| Blob探测器 | 1.2 |
| 使用SVM进行眼部验证 | 2.2 |
| 全眼检测 | 14.5 |
| 眼镜状态检测 | 2.4 |
| 头部姿态估计 | 14.1 |
| 总处理时间 | 31 |

致谢

这项工作部分得到了万都汽车有限公司（Mando Corporation Ltd.）的支持，部分得到了韩国国家研究基金会（NRF）的资助，该资助由韩国政府（教育科学技术部，MEST）提供（资助编号：2011-0015321） 。

参考文献

[1] M. R. Rosekind, E. L. Co, K. B. Gregory, and D. L. Miller, “Crew factors in flight operations XIII: a survey of fatigue factors in corporate/executive aviation operations,” NASA, Ames Research Cen ter, NASA/TM-2000-209 610 (2000).

[2] Awake Consortium (IST 2000-28062), “System for effective assess ment of driver vigilance and warning according to traffic risk estimation (AWAKE),” September 2001–2004. (April 16, 2011).

[3] U.S. Department of Transportation, “2007 FARS/GES annual report (final ed.),”

(April 16, 2011).

[4] W. Wierwille, L. Tijerina, S. Kiger, T. Rockwell, E. Lauber, and A. Bittne, “Final report supplement—heavy vehicle driver workload assessment—task 4:review of workload and related research,” USDOT,Tech. Rep. No. DOT HS 808 467(4) (1996).

[5] H. Saito, T. Ishiwaka, M. Sakata, and S. Okabayashi, “Applications of driver’s line of sight to automobiles—what can driver’s eye tell,” in Proc. of Vehicle Navigation and Information Systems Conf., Yokohama, pp. 21–26 (1994).

[6] H.Ueno,M.Kaneda,andM.Tsukino,“Development of drowsiness detection system,” in Proc. of Vehicle Navigation and Information Systems Conf., Yokohama, pp. 15–20 (1994).

[7] S. Boverie, J. M. Leqellec, and A. Hirl, “Intelligent systems for video monitoring of vehicle cockpit,” in Proc. of Int. Congress and Exposition ITS, Advanced Controls and Vehicle Navigation Systems, pp. 1–5(1998).

[8] M. Kaneda, H. Ueno, and M. Tsukino, “Development of a drowsiness warning system,” in Proc. of 11th Int. Conf. on Enhanced Safety ofVehicle, Munich (1994).

[9] R. Onken, “Daisy, an adaptive knowledge-based driver monitoring and warning system,” in Proc, of Vehicle Navigation and Information Systems Conf., Yokohama, pp. 3–10 (1994).

[10] T. Ishii, M. Hirose, and H. Iwata, “Automatic recognition of driver’s facial expression by image analysis,” Journal of the Society of Automotive Engineers of Japan, Vol. 41, pp. 1398–1403 (1987).

[11] K.YammamotoandS.Higuchi,“Development of adrowsiness warning system,” Journal of the Society of Automotive Engineers of Japan,Vol. 46, pp. 127–133 (1992).

[12] D. F. Dinges, M. Mallis, G. Maislin, and J. W. Powell, “Evaluation of techniques for ocular measurement as an index of fatigue and the basis for alertness management,” Department of Transportation Highway Safety Publication 808 762, April (1998).

[13] R. Grace, V. E. Byrne, D. M. Bierman, and J. M. Legrand, “A drowsy driver detection system for heavy vehicles,” in Proceedings of Digital Avionics Systems Conference, 17th DASC, Vol. 2, pp. I36/1–I36/8 (1998).

[14] D. Cleveland, “Unobtrusive eyelid closure and visual of regard measurement system,” Conference on Ocular Measures of Driver alertness, April (1999).

[15] J. Fukuda, K. Adachi, M. Nishida, and E. Akutsu, “Development of driver’s drowsiness detection technology,” Toyota Tech. Rev. 45, 34–40 (1995).

[16] J. H. Richardson “The development of a driver alertness monitoring system,” in Fatigue and Driving: Driver Impairment, Driver Fatigue and Driver Simulation, L. Harrtley, Ed., Taylor & Francis, London (1995).

[17] T. D’Orazio, M. Leo, C. Guaragnella, and A. Distante, “A visual approach for driver inattention detection,” Pattern Recogn. 40, 2341–2355 (2007).

[18] E. Murphy-Chutorian and M. M. Trivedi, “Head pose estimation in computer vision: a survey,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 31(4), 607–626 (2009).

[19] D. W.Hansen andQ.Ji, “In the eye of the beholder: a survey of models for eyes andgaze,”IEEETrans.PatternAnal.Mach.Intell.32,478–500 (2010).

[20] A. Hattori, S. Tokoro, M. Miyashita, I. Tanakam, K. Ohue, and S. Uozumi, “Development of forward collision warning system using the driver behavioral information,” presented at 2006SAEWorldCongress, Detroit, Michigan (2006).

[21]E.Murphy-Chutorian,A.Doshi,andM.M.Trivedi,“Headpose estimation for driver assistance systems: a robust algorithm and experimental evaluation,” in Proc. of 10th Int. IEEE Conf. Intelligent Transportation Systems, pp. 709–714 (2007).

[22]P. Smith, M. Shah, and N. da Vitoria Lobo, “Determining driver visual attention with one camera,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 4(4), 2058–2218 (2003).

[23] J. Y. Kaminski, D.Knaan,andA.Shavit,“Single image face orientation and gaze detection,” Mach. Vis. Appl. 21, 85–98 (2009). 24. J. C. Stutts, D. W. Reinfurt, L. Staplin, and E. A. Rodgman, “The role of driver distraction in traffic crashes,” AAA Foundation for Traffic Safety, Washington, DC, (2001).

[25] K. Torkkola, N. Massey, and C. Wood, “Driver inattention detection through intelligent analysis of readily available sensors,” in Proc. of IEEE Conf. on Intelligent Transportation Systems, Washington, DC, pp. 326–331 (2004).

[26] G. Yang, Y. Lin, and P. Bhattacharya, “A driver fatigue recognition model using fusion of multiple features,” in Proc. of IEEE Int. Conf. on Syst., Man and Cybernetics, Hawaii Vol. 2, pp. 1777–1784 (2005).

[27] S. Park and M. M. Trivedi, “Driver activity analysis for intelligent vehicles: issues and development framework,” in Proc of IEEE IntelligentVehicles Symp., Las Vegas, pp. 795–800 (2005).

[28] E. Vural, M. Cetin, A. Ercil, G. Littlewort, M. S. Bartlett, and J. R. Movellan, “Drowsy driver detection though facial movement analysis,” IEEEInt. Conf. on Computer Vision–Human Computer Interaction, pp. 6–18 (2007).

[29] M. Saradadevi and P. Bajaj, “Driver fatigue detection using mouth and yawning analysis,” Int. J. Comput. Sci. Netw. Security 8(6), 183–188 (2008).

[30] L. M. Beragasa, J. Nuevo, M. A. Sotelo, R. Barea, and E. Lopez, “Real-time system for monitoring driver vigilance,” IEEE Trans. Intell. Transport. Syst. 7(1), 1524–1538 (2006).

[31] R.Senaratne,D.Hardy,B.Vanderaa,andS.Halgamuge,“Driverfatigue detection by fusing multiple cues,” Lect. Notes Comput. Sci. 4492, 801809 (2007).

[32] K.Kircher, A. Kircher, and F. Claezon, “Distraction and drowsiness—a f ieldstudy,”Tech.Rep.,VTI(TheSwedishNationalRoadandTransport Research Institute) (2009).

[33] S. J. Lee, J. Jo, H. G. Jung, K. R. Park, and J. Kim, “Real-time gaze estimator based on driver’s head orientation for forward collision warning system,” IEEE Trans. Intell. Transp. Syst. 12(1), 254–267 (2011).

[34] Specification of illuminator, (July 25, 2011).

[35] Camera (EC650), (August 25, 2011).

[36] Camera lens (ML0614), (July 25, 2011).

[37] Narrow bandpass interference filter (NT43-148), (July 25, 2011).

[38] SUV(GIAmotorsSportage), (August 25, 2011).

[39] Sedan (Hyundai Motors Grandeur), (August 25, 2011).

[40] T. Ito, S. Mita, K. Kozuka, T. Nakano, and S. Yamamoto, “Driver blink measurement by the motion picture processing and its application to drowsiness detection,” in Proc. of Int. Conf. Intelligent Transportation Systems, Singapore, pp. 168–173 (2002).

[41] K.Ohue,Y.Yamada, S. Uozumi, S. Tokoro, A. Hattori, and T. Hayashi, “Development of a new pre-crash safety system,” SAE Tech. Paper Series, Doc. No. 2006-01-1461 (2006).

[42] Specification of motion tracking device called Patriot, (February 15, 2011).

[43] W.J.Scheirer,A.Rocha,B.Heflin,andT.E.Boult,“Difficultdetection: a comparison of two different approaches to eye detection for unconstrained environments,” in Proc. of IEEE 3rd Int. Conf. on Biometrics: Theory, Applications, and Systems, pp. 1–8 (2009).

[44] C. Whitelam, Z. Jafri, and T. Bourlai, “Multispectral eye detection: a preliminary study,” in Proc. of 2010 Int. Conf. on Pattern Recognition, pp. 209–212 (2010).

[45] P. Viola and M. Jones, “Rapid object detection using a boosted cascade of simple features,” in Proc. of IEEE CVPR, Vol. 1, pp. I-511–I-518 (2001).

[46] S. D Wei and S. H Lai, “Fast template matching based on normalized cross correlation with adaptive multilevel winner update,” IEEE Trans. Image Process. 17(11), 2227–2235 (2008).

[47] Open source of blob detection, (July 30, 2011).

[48] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, 2nd ed., pp. 523–532, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ (2002).

[49] G. Donato, M. S. Bartlett, J. C. Hager, P. Ekman, and T. J. Sejnowski, “Classifying facial actions,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 21, 974–989 (1999).

[50] P. N. Bellhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, “Eigenfaces vs. f isherfaces: recognition using class specific linear projection,” IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 19, 711–720 (1997).

[51]. A.M.MartinezandA.C.Kak,“PCAversusLDA,”IEEETrans.Pattern Anal. Mach. Intell. 23, 228–233 (2001).

[52] M. Turk and A. Pentland, “Eigenfaces for recognition,” J. Cognitive Neuro-sci. 3, 71–86 (1991).

[53] H. Deng, L. Jin, L. Zhen, and J. Huang, “A new facial expression recognition method nased on local gabor filter bank and PCA plus LDA,” in Proc. of Int. Conf. on Intelligent Computing, August 23–26, Hefei, China, pp. 6–7 (2005).

[54] V. Vapnik, “Support vector estimation of functions,” in Statistical Learning Theory, pp. 375–570, Wiley, Hoboken, NJ (1998).

[55] C. Hsu, C. Chang, and C. Lin. “A practical guide to support vector classification,” Tech. Rep., Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University, Taipei, (March. 23, (2011).

[56] L. Lang and H. Qi, “The study of driver fatigue monitor algorithm combined PERCLOS and AECS,” in Proc. of Int. Conf. on Comput. Sci. and Software Eng., pp. 349–352 (2008).

[57] L. Harley, T. Horberry, N. Mabbott, and G. Krueger, “Review of fatigue detection and prediction technologies,” National Road Transport Commission, (2000).

[58] R. Jain, R. Kasturi, and B. G. Schunck, Machine Vision, pp. 78–84 McGraw-Hill, New York (1995).

[59] P. O. Hoyer, “Non-negative matrix factorization with sparseness constraints,” J. Mach. Learning Res. 5, 1457–1469 (2004).

[60] A. Hyvarinen and E. Oja, “Independent component analysis,” Neural Netw. 13(4–5), 411–430 (2000).

[61] Q. Ji and X. Yang, “Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance,” Real-Time Imaging 8(5), 357–377 (2002).

[62] D. F. Dinges, M. M. Mallis, G. Maislin, and J. W. Powell, “Evaluation of techniques for ocular measurement as an index of fatigue and the basis for alertness management,” U.S. Department of Transportation: National Highway Traffic Safety Administration, DOT HS 808 762 (1998).

[63] Smart Eye Pro, (25 July 2011).

[64] S. Kawato and J. Ohya, “Real-time detection of nodding and headshaking by directly detecting and tracking the between-eyes,” in Proc. of 4th Int’l IEEE Conf. Automatic Face and Gesture Recognition, pp. 40–45 (2000).

[65] B. Ma, S. Shan, X. Chen, and W. Gao, “Head yaw estimation from asymmetry of facial appearance,” IEEE Trans. Syst., Man, Cybern. Part B 38(6), 1501–1512 (2008).

[66] P. Watta, S. Lakshmanan, and Y. Hou, “Nonparametric approaches for estimating driver pose,” IEEE Trans. Vehicular Technol. 56(4), 20282041 (2007).

[67] J.WuandM.M.Trivedi,“Atwo-stageheadposeestimationframework and evaluation,” Pattern Recogn. 41, 1138–1158 (2008).

[68] E. Murphy-Chutorian and M. M. Trivedi, “HyHOPE: hybrid head orientation and position estimation for vision-based driver head tracking,” in Proc. of IEEE Intell. Vehicles Symp., pp. 512–517 (2008).

[69] J. P. Batista, “A real-time driver visual attention monitoring system,” Lect. Notes Comput. Sci. 3522, 200–208 (2005).

[70] N. K. Ratha and V. Govindaraju, Advances in Biometrics: Sensors, Algorithms and System, Springer, New York (2008).