

驾驶人眼睛区域的鲁棒性定位算法研究*

张伟 成波[†] 张波

(清华大学汽车工程系, 汽车安全与节能国家重点实验室, 北京 100084)

(2011年6月14日收到; 2011年7月9日收到修改稿)

疲劳驾驶是造成交通事故的重要原因. 通过机器视觉技术对眼睛动作和视线转移特征的分析可实现驾驶人疲劳状态的有效估计. 然而, 实际行车环境中光照条件的随机、快速变化以及驾驶人面部姿态的不确定性使得眼睛区域的鲁棒性定位变得异常困难. 为此, 本文引入基于点分布模型的主动形状模型 (ASM) 算法并针对其在实际行车环境中存在的问题提出了三点改进. 首先, 建立了基于自商图的局部纹理模型以克服光照变化的影响; 其次, 充分利用面部局部区域良好的聚类性, 建立了层叠式全局形状模型, 以适应驾驶人姿态的大角度偏转; 再次, 在行车过程中, 通过对驾驶人面部形状的在线学习实现模型参数分布特征的获取, 为 ASM 算法的配准提供了更加紧致的约束. 实验结果显示, 本文算法对光照和姿态变化具有较强的鲁棒性, 在驾驶人面部器官不发生自遮挡的情况下可实现眼睛区域的高精度配准.

关键词: 行车安全, 疲劳检测, 计算机视觉, 人眼定位

PACS: 42.30.Tz

1 引言

国内外多项研究表明, 行车时驾驶人的疲劳状态以及由此所引起的跟车过近、车道偏离等危险驾驶行为是导致交通事故的重要原因^[1-4]. 特别的, 对于从事长途客运、货运等营运职业的驾驶人, 单调的驾驶环境、连续的驾驶任务使得长时间维持高度的警觉状态更加困难. 据美国高速公路交通安全管理局 (NHTSA) 交通事故的调查显示, 60%左右的重卡交通事故是由于驾驶人疲劳引起的^[5]. 利用机器视觉技术对驾驶人眨眼动作、视线方位、注视点分布特征等的识别可实现疲劳状态的有效估计, 由于该技术具有非侵入、准确、实时的特点而成为世界先进汽车安全技术领域竞相发展的重点^[6].

驾驶人疲劳状态与眼睛动作的细微变化密切相关, 眼睛局部邻域的有效分割和可靠跟踪是实现眼睛动作提取的关键. 目前, 人眼定位算法的研究主要包括两种途径, 一种是基于近红外照明的方法,

一种是基于图像处理的方法. 基于近红外照明的方法是利用瞳孔与面部其他区域对近红外光的反射差异实现眼睛的定位. 这方面比较有代表性的研究成果包括: Grace 等^[7] 利用波长为 850 和 950 nm 的红外光交替照明驾驶人面部, 通过相邻帧图像的差分来检测眼睛位置. Ji 等^[8] 提出了利用同心的两圈红外发光二极管 (辐射波长相同) 交替照明目标, 内圈发光二极管 (同轴光) 在图像的奇数帧时点亮, 外圈发光二极管 (轴外光) 在图像的偶数帧时点亮, 通过相邻帧的差分实现眼睛定位. 然而在白天, 太阳的辐射特性相当于 6000 K 的黑体, 其在近红外波段的辐射通量要远远高于近红外光源, 导致近红外照明方式在白天室外环境中应用时效果不佳. 虽然可以通过提高近红外光源的功率来改善此类方法的性能, 然而, 红外光源功率的提高受光源体积、热管理等问题制约, 很难适用于车载环境. 基于图像处理的方法是通过对人眼几何形状、灰度、纹理等特征建模实现眼睛的定位, 例如文献^[9] 基于 adaboost 分类器利用人眼的类 Harr 小波特征实

* 国家高技术研究发展计划 (863 计划)(批准号: 2009AA11Z214) 和清华大学汽车安全与节能重点实验室自主科研计划项目 (批准号: ZZ2010-032) 资助的课题.

[†] E-mail: chengbo@tsinghua.edu.cn

现眼睛的检测,文献[10]利用子空间的方法实现眼睛的检测,文献[11]利用运动和边缘信息进行眼睛的定位.然而,与人眼检测技术的其他应用相比,驾驶室环境中的人眼检测对算法鲁棒性具有更高的要求.这是因为车辆作为快速运动的载体经常在楼宇、城市道路间穿行,光照条件往往比较复杂,楼宇、树木阴影会造成脸部光照的随机、快速变化,偏光、侧光、高光、阴影等均会给基于机器视觉的人眼定位算法带来困难[12-14].再者,为有效获取驾驶环境信息,保证驾驶行为的安全性,行车过程中驾驶人一般会不断变换面部姿态来完成视觉搜索任务.姿态变化造成了人脸3D形状在2D人脸图像投影的形变和遮挡,而由单幅2D图像恢复3D模型是个病态问题,使得姿态变化成为人眼定位中的另一难题[15].

本文以主动形状模型算法(ASM)为基础,深入分析了实际行车环境中光照条件、驾驶人姿态变化对算法适应性的影响,提出了采用层叠式全局形状模型和基于自商图的局部纹理模型对算法进行改进的方案,实现了复杂环境下驾驶人眼睛区域的可靠定位.

2 ASM算法及其在驾驶人面部特征点定位中的缺陷

ASM是一种基于模型的特征匹配算法.它既可以灵活地改变模型的形状,以适应目标形状的不确定性;又可将形状的变化限制在模型允许的范围内,从而保证模型改变时不会受各种因素影响而出现不合理的形状.ASM由全局形状模型和局部纹理模型构成,并在优化中交替作用指导人脸解释过程收敛[16].

全局形状模型建模是在对大量脸部图像的特征点进行手工标记基础上通过主成分分析(PCA)得到的.目前通常选取68个关键特征点来表达人脸,如图1所示.

在该种设定下,人脸的形状就可以用向量

$$\mathbf{x} = (x_1, y_1, x_2, y_2, \dots, x_{68}, y_{68})$$

表示,其中 (x_i, y_i) 表示第 i 个特征点的坐标.对含有 K 个样本的训练集,其样本均值为

$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K \mathbf{x}_i. \quad (1)$$

样本的协方差矩阵可表示为

$$\mathbf{W} = (\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x} - \bar{\mathbf{x}})^T. \quad (2)$$

计算 \mathbf{W} 的特征值与特征向量:

$$\mathbf{W}\mathbf{p}_k = \lambda_k \mathbf{p}_k, \quad (3)$$

其中 λ_k 是 \mathbf{W} 的特征值, \mathbf{p}_k 为特征值对应的特征向量.

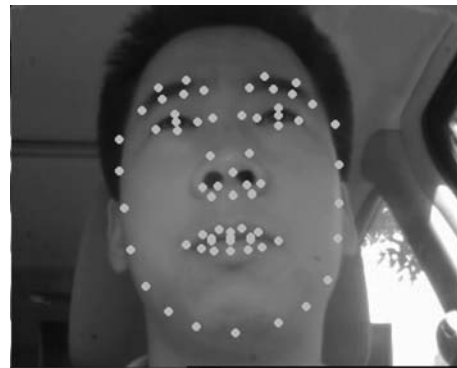


图1 ASM特征点的选取

λ_k 越大,它所对应的 \mathbf{p}_k 表示的变化模式就越重要,将特征值由大到小排序,取前 M 个特征值对应的特征向量组成新的主轴系 \mathbf{P} ,

$$\mathbf{P} = [p_1, p_2, \dots, p_M], \quad \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_M, \quad (4)$$

则人脸形状子空间内任何一个人脸形状都可以由平均形状加上一个新主轴系与一组控制参数的加权和来近似,

$$\mathbf{x} = \bar{\mathbf{x}} + \mathbf{P} \cdot \mathbf{b}, \quad (5)$$

其中,

$$\mathbf{b} = (b_1 \ b_2 \ \dots \ b_M)^T$$

是权值向量.

在训练学习完成后,平均形状 $\bar{\mathbf{x}}$ 和主成分矩阵 \mathbf{P} 均为确定值,因此形状向量 \mathbf{x} 仅决定于模型参数 \mathbf{b} .变化参数 \mathbf{b} 可以生成一系列不同形状的人脸模型.图2给出了ASM全局形状模型在不同模型参数下的变形示例.

如何控制模型参数 \mathbf{b} ,使得生成的形状模型与给定的人脸达到最佳匹配是通过局部纹理模型的搜索完成的.

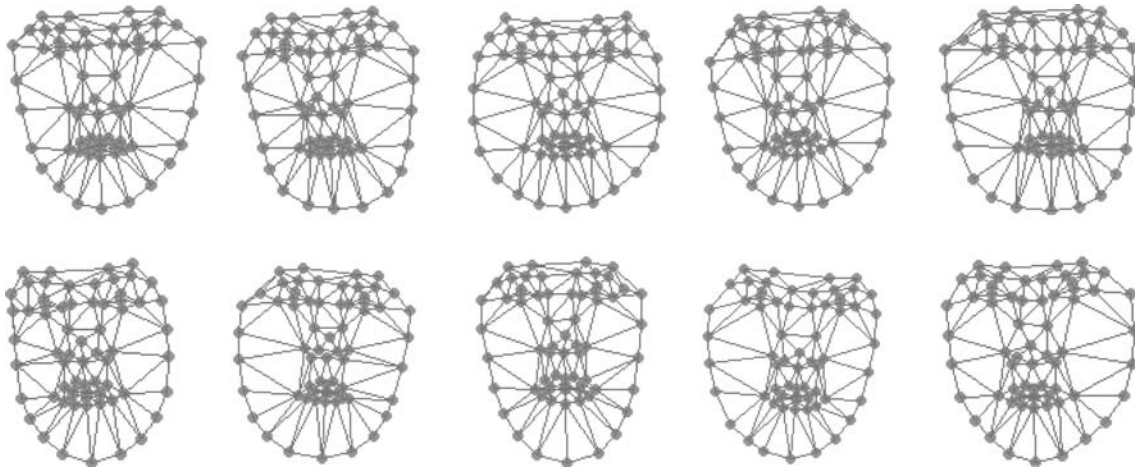


图2 ASM全局形状模型

局部特征纹理模型是对形状模型中每一特征点局部纹理信息的统计描述. 对大量标记好的样本(设其数量为 K), 以每一样本图像中同一位置的待建模特征点为对象, 在以其为中心的轮廓法线方向上采样, 如图3所示, 可得到一个对应位置特征点纹理信息的采样向量集 $g_i (i = 1, 2, \dots, K)$, 假设它服从多变量的高斯分布, 则可以得到该点的局部纹理模型

$$g \sim N(\bar{g}, \Phi_g), \quad (6)$$

其中, (\bar{g}, Φ_g) 分别为该分布的数学期望和协方差.

当学习训练阶段完成后, 就可以用该ASM模

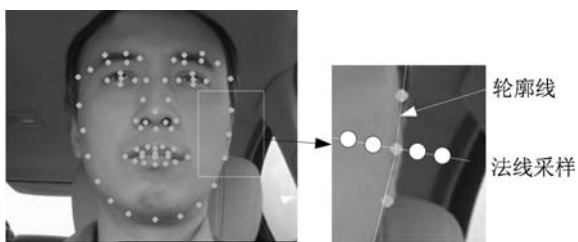


图3 局部纹理采样

型来定位配准图像中潜在的驾驶人面部图像. 对形状模型中的每一特征点 s_i , 根据局部特征模型沿着法线方向在一定范围内搜索最佳的匹配点, 得到特征点集 Y , 控制模型参数 b , 生成与 Y 具有最佳匹配的形状向量 x , 此过程迭代循环直致收敛, 就可实现给定图像中驾驶人面部的配准.

图4给出了一组ASM的实验结果, 结果显示, 在驾驶人面部光照均匀以及姿态角不太大的情况下, ASM算法能够较准确地进行面部特征点定位和器官区域分割. 然而当面部姿态角过大或光照不均匀时, ASM算法会失效. 图4(b)是由于光照不均匀导致检测错误的情况, 图4(c)是由于姿态角过大引起的检测错误的情况. 进一步分析发现, 姿态和光照引起ASM算法失效的机理是不同的, 姿态变化引起的是透视投影的变化, 使得由正面训练样本训练得到的ASM全局形状模型无法表达侧面的人脸. 光照引起的是人脸局部纹理的变化, ASM算法的局部纹理模型无法对光照条件的非线性变化进行有效描述. 因此, 解决光照问题应该从局部纹理建模入手, 解决姿态问题应该从全局形状模型入手.



图4 ASM算法的检测结果 (a) 光照均匀、正面姿态下实验结果; (b) 光照不均匀下实验结果; (c) 姿态偏转下实验结果

3 基于自商图的局部纹理建模

为了提高 ASM 算法对光照变化的鲁棒性, 在 ASM 算法的局部纹理建模时, 本文采用的不是原始训练样本, 而是对原始训练样本进行了自商图运算, 并基于自商图建立了 ASM 算法的局部纹理模型.

自商图定义为

$$R = \frac{I}{\hat{I}} = \frac{I}{F * I}, \quad (7)$$

其中 R 为自商图, I 为原始图像, F 为滤波核. 如图 5 所示, (a) 为原始图像, (b) 为滤波后图像, (c) 为自商图.

自商图对光照具有一定的鲁棒性, 图 6 给出了实验中采集到的 3 幅不同光照下的人脸图像以及处理得到的自商图.

从图中可以看出, 三幅在不同光照条件下获取的图像, 其自商图间的差别很小. 另外, 自商图算法

本身是一种凸显图像高频成分的运算, 在自商图中人脸轮廓更加明晰, 建立在自商图基础上的局部纹理模型可提高 ASM 算法的收敛速度和检测精度.

4 层叠式全局形状模型

为了保证建立在 PCA 基础上的 68 点 ASM 全局形状模型对不同人脸构型的配准精度, 要求训练样本具有良好的聚类性, 这就意味着为了保证算法对新的人脸样本具有足够的泛化能力, PCA 得到的主变化模式应该尽量反映不同人脸构型间的差别, 而抑制姿态变化对形状模型的影响. 由于配准精度和训练样本的聚类性密切相关, 若训练样本的角度变化范围很大, 则只能生成一个具有松弛约束的全局形状模型, 该种情况下人脸配准精度就很难保证. 扩大能够配准的“人脸形状子空间”的范围一定会以配准精度的下降为代价. 配准精度和 ASM 算法



图 5 自商图的定义 (a) 原始图; (b) 滤波图; (c) 自商图

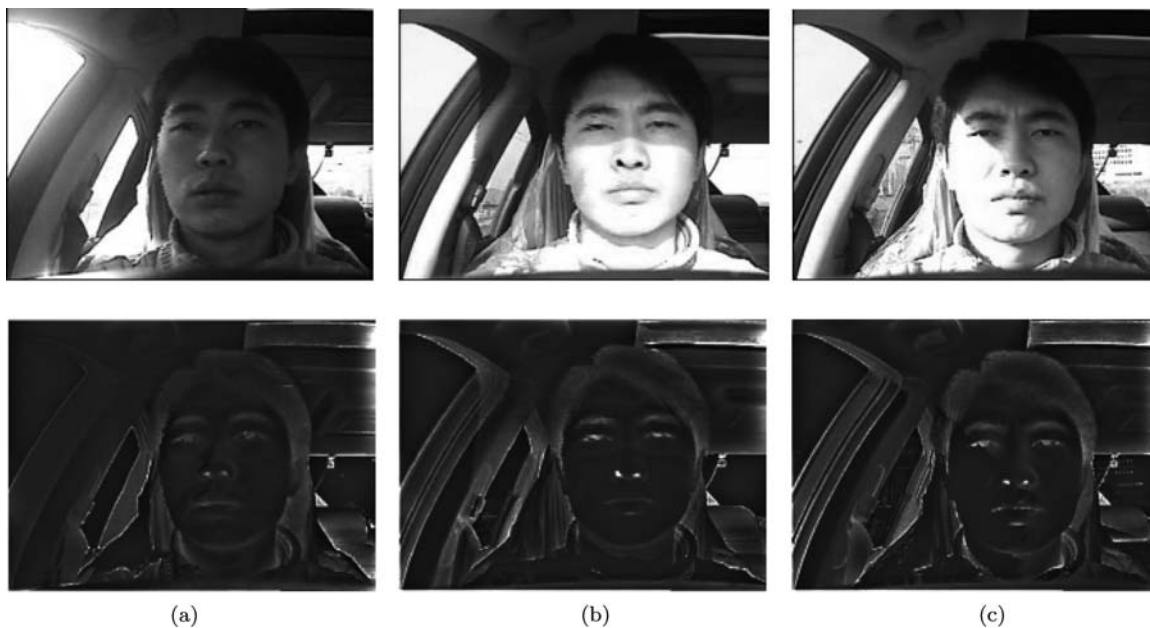


图 6 不同光照条件下自商图

能够适用的角度范围是一对不可调和的矛盾。

考虑到不同人之间的差别主要体现在脸型或器官位置的排布上, 而由眼睛和鼻子所构成的局部区域差异很小, 相对于整脸具有更强的聚类性, 因此可在该局部区域内建立新的局部 ASM 模型. 良好的聚类特性可以使该模型的适用范围延展到更大的角度. 因此本文在 68 点中选取了 10 点作为子集点, 建立了第二层 ASM 模型, 如图 7 所示. 第一层 68 点 ASM 模型为第二层 ASM 模型提供初始搜索位置, 在这种配置下, 算法能够在更大角度范围内实现眼睛位置的搜索和配准. 需要指出的是, 之所以将两鼻孔点引入第二层 ASM 模型, 是因为在面部区域, 鼻子是一个运动灵活性相对较小的器官, 它的引入可以为第二层 ASM 模型提供较好的拓扑约束, 提高眼睛定位的精度.

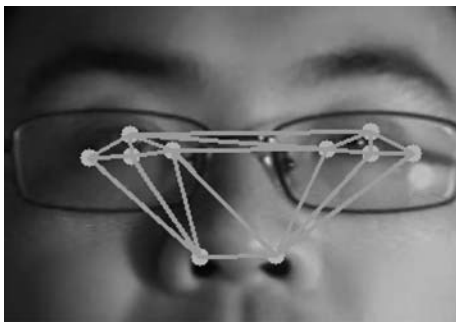


图 7 第二层 (10 点) ASM 形状模型

5 基于参数分布的 ASM 形状控制

实际行车过程中, 对特定的驾驶人, 其不同姿态下的人脸图像仅构成人脸形状子空间中的一个子集. 通过大量人脸图像训练出来的 ASM 形状模型, 其优点是确保了模型对不同形态人脸的足够描述能力. 但对特定的驾驶人来说, 这种描述能力具有较大的冗余性, 仅能为特定人脸配准提供较为松弛的约束, 造成的后果是当外界光照条件改变时, ASM 形状模型就可能收敛到一个与该驾驶人面部形状相差较大的位置.

与人脸特征点检测技术的其他应用不同, 驾驶室环境中的人脸特征点检测更关注检测算法在长时间序列上对特定驾驶人特征点定位的可靠性, 因此驾驶人表观特征的稳定性均可检测算法提供必要的先验信息. 在行车过程中, 通过对驾驶人面部形状的在线学习, 可以充分获取该驾驶人形状特

征的统计分布规律, 为 ASM 算法形状模型参数的控制提供更加严格的约束.

ASM 形状的变化是通过模型参数 $\mathbf{b} = (b_1 b_2 \cdots b_M)^T$ 来控制的, 因此, 对 ASM 的形状控制问题就转化为通过在线学习, 确定 \mathbf{b} 的合理变化范围的问题.

在本文系统中, 自学习的时间设定为驾驶任务开始的 20 min. 目前本文系统对 640×480 大小的视频输入帧的处理速度为每秒钟 25 帧, 因此在自学习时间段内可处理图像 30000 帧. 将该时间段内得到的 \mathbf{b}_i ($i = 1, 2, \cdots, 30000$) 进行 PCA, 就可得到反映该特定驾驶人主变化模式的主轴系. 同时对控制参数 \mathbf{b} 设置约束条件

$$|\mathbf{b}_i| \leq 3\sqrt{\lambda_i}. \quad (8)$$

该方法通过自学习实现了 ASM 形状模型的在线定制, 一方面可减少配准中优化算法的迭代次数, 另一方面通过修改模型整体形状的约束条件, 达到改进模型定位效果的目的, 可防止在外界光照环境出现复杂变化时形状模型产生不合理的变化.

6 验证实验

为了验证算法对光照和姿态变化的鲁棒性以及估计系统测试精度, 本文进行了三组实验. 第一组是在城市道路上进行的实验, 用于考察算法对光照变化的鲁棒性; 第二组是在模拟驾驶器上进行的仿真实验, 用于比较层叠式全局形状模型与 68 点形状模型对姿态变化的适应性; 第三组实验以城市道路上录制的一段视频为测试数据, 对眼睛区域的定位精度进行了定量评估.

6.1 自商图局部纹理模型性能

为了比较灰度图局部纹理和自商图局部纹理对光照变化的适应性, 本文在实际城市道路上进行了一组实验. 实验选择在晴朗的白天进行, 实验中, 树木、楼宇、桥梁以及试验车体本身对光线的遮挡形成脸部光照的随机、不均匀分布, 为算法在不同光照环境中鲁棒性的验证提供了丰富的样本. 图 8 给出了该实验中五种复杂光照下基于灰度图局部纹理的面部配准结果, 图 9 给出了对应的在自商图局部纹理模型下的配准结果.

从图中可以看出, 相对于灰度图局部纹理, 基于自商图局部纹理模型的 ASM 算法对光照变化具有更强的鲁棒性, 能够适应实际行车过程中各种光照条件的变化.

6.2 层叠式全局形状模型性能

为了验证层叠式 ASM 全局形状模型具有更强

的姿态适应性, 本文以模拟驾驶器上采集的一组视频数据为对象, 对算法进行了测试. 图 10 给出了部分驾驶人在不同姿态下眼睛区域定位结果的示例. 从图中可以看出在驾驶人姿态角不是太大的情况下, 68 点 ASM 的配准误差尚不是太大. 但随着偏转角度的增加, 68 点 ASM 算法已无法准确配准人脸. 但在这些情况下, 层叠式 ASM 算法仍然能够较好的找到眼睛的位置.

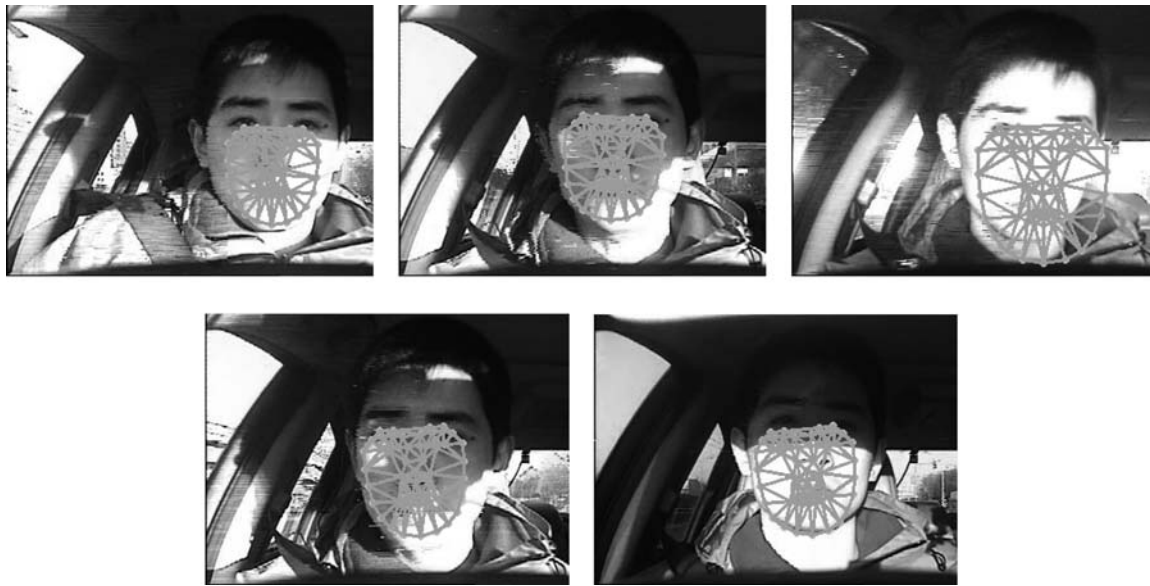


图 8 基于灰度图局部纹理的面部配准结果

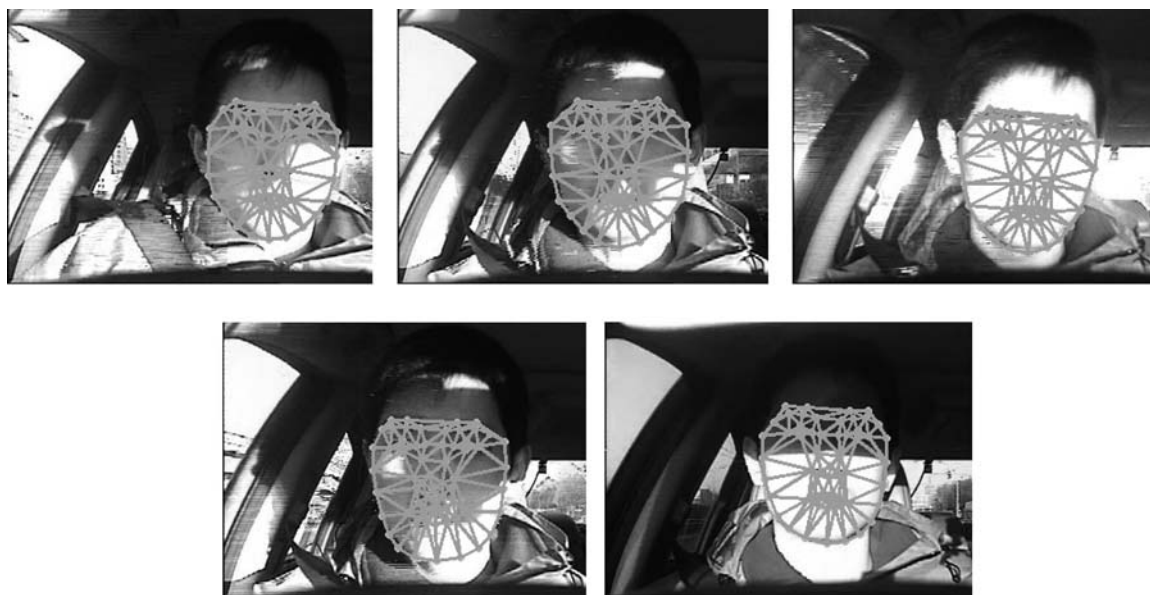


图 9 基于自商图局部纹理的面部配准结果



图 10 68 点 ASM 算法与 10 点 ASM 算法检测结果比较

6.3 眼睛区域配准精度

为了定量评价本文算法对眼睛区域的定位精度, 本文从实际城市道路上进行的一组实验中选取了一段驾驶人姿态角变化较大, 光照比较复杂的视频作为实验样本, 视频长度为 200 帧. 在每帧图像中手动标记左眼中心作为基准位置. 用本文提出的 ASM 算法对该段视频进行检测, 并将计算得到的左眼中心坐标输出, 结果如图 11 所示. 图中 X , Y 分别为图像水平和垂直方向坐标.

从图中可以看出, 在大部分时间里, 本文算法与基准位置偏差很小, 检测误差较大的部分主要集中在第 18、第 120 和第 150 帧附近, 对照视频发现, 在这些时间段驾驶人分别出现打哈欠、手部遮挡和向窗外张望等动作, 如图 12 所示.

在驾驶人不出现在非正规驾驶动作以及面部区

域遮挡的情况下, 本文算法可实现眼睛区域的良好定位.

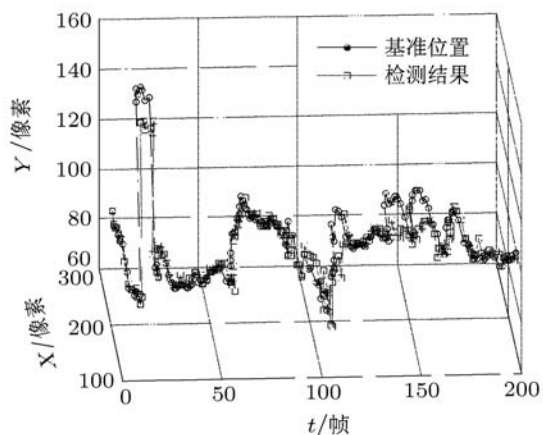


图 11 眼睛定位结果



图 12 眼睛定位误差较大的帧 (a) 第 18 帧; (b) 第 120 帧; (c) 第 150 帧

7 结论

眼睛区域定位是基于机器视觉进行驾驶人疲劳检测的关键步骤和核心技术. 然而, 受实际行车环境中光照条件的随机、快速变化以及驾驶人姿态多变等因素制约, 高可靠性的眼睛定位仍是一个

很困难的问题. 本文以主动形状模型为基础算法, 以提高算法的鲁棒性和精确性为目标, 通过建立基于自商图的局部纹理模型、层叠式全局形状模型以及模型参数的在线学习等手段, 提高了算法对光照条件和驾驶人姿态变化的鲁棒性. 实验证明, 在驾驶人面部区域非遮挡的正常驾驶姿态下, 本文算法可实现眼睛区域的可靠定位.

-
- [1] Smith P, Shah M, Lobo N V 2003 *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **4** 205
- [2] Mou Y B, Zhong C W 2005 *Acta Phys. Sin.* **54** 5597 (in Chinese) [牟勇, 钟诚文 2005 物理学报 **54** 5597]
- [3] Peng L J, Kang R 2009 *Acta Phys. Sin.* **58** 830 (in Chinese) [彭莉娟, 康瑞 2009 物理学报 **58** 830]
- [4] Zheng L, Ma S F, Jia N 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 4490 (in Chinese) [郑亮, 马寿峰, 贾宁 2010 物理学报 **59** 4490]
- [5] Bergasa L M, Nuevo J, Sotelo M A, Barea R, Lopez M E 2006 *IEEE Trans. Intell. Transp. Syst.* **7** 63
- [6] Culp J, Gindy M E, Haque A 2008 *Int. J. Heavy Veh. Syst.* **15** 255
- [7] Grace R, Byrne V E, Bierman D M, Legrand J M, Gricourt D, Davis B K, Staszewski J J, Carnahan B 1998 *Proceedings of the Digital Avionics Systems Conference* Bellevue, USA, October 31–November 5, 1998 p136/1–136/8
- [8] Ji Q, Zhu Z W, Lan P L 2004 *IEEE Trans. Veh. Technol.* **53** 1052
- [9] Fasel I, Fortenberry B, Movellan J 2005 *Comput. Vis. Image Und.* **98** 182
- [10] Park C W, Park K, Moon Y S 2010 *Electron. Lett.* **46** 130
- [11] Cheng B, Zhang G Y, Feng R J, Li J W, Zhang X B 2008 *Automot. Eng.* **30** 1001 (in Chinese) [成波, 张广渊, 冯睿嘉, 李家文, 张希波 2008 汽车工程 **30** 1001]
- [12] Choi S, Choi C H, Kwak N 2011 *Pattern Recogn. Lett.* **32** 561
- [13] Xu Y N, Zhao Y, Liu L P, Zhang Y, Sun X D 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 980 (in Chinese) [许元男, 赵远, 刘丽萍, 张宇, 孙秀冬 2010 物理学报 **59** 980]
- [14] Wu Y Q, Zhang J K 2010 *Acta Phys. Sin.* **59** 5487 (in Chinese) [吴一全, 张金矿 2010 物理学报 **59** 5487]
- [15] Lee M W, Ranganath S 2003 *Pattern Recogn.* **36** 1835
- [16] Zhang Y J 2009 *Subspace-based Face Recognition* (Beijing: Tsinghua University Press) pp62–65 (in Chinese) [章毓晋 2009 基于子空间的人脸识别 (北京: 清华大学出版社) 第 62–65 页]

Research on eye location algorithm robust to driver's pose and illumination*

Zhang Wei Cheng Bo[†] Zhang Bo

(State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy, Department of Automotive Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

(Received 14 June 2011; revised manuscript received 9 July 2011)

Abstract

Driver's drowsiness is one of the major causes of road accidents. The monitoring of a given driver's eye state by the use of a camera is considered to be a promising way to detect driver's drowsiness due to its accuracy and non-intrusiveness. However, eye location remains a challenging vision problem because of the constantly changing of illumination and driver's pose. Active shape model (ASM) is introduced in this paper to align the face. Though the ASM is a powerful statistical tool, it can suffer from changes in illumination and posture. Three contributions are involved in this paper. First, in order to maximize the tolerance of the ASM algorithm to illumination changes, we propose a robust ASM method with a novel local texture model learned from the self-quotient image instead of the original image. Second, a double layer overall shape model is proposed to enhance the adaptability of ASM. Third, strong constraints are achieved by an on-line learning of the distribution characteristics of the model parameters. The results show that the proposed algorithm is robust to the variation of illumination and driver's pose.

Keywords: driving safety, drowsiness detection, machine vision, eye location

PACS: 42.30.Tz

* Project supported by the National High Technology Research and Development Program of China (Grant No. 2009AA11Z214) and the Program of State Key Laboratory of Automotive Safety and Energy of Tsinghua University, China (Grant No. ZZ2010032).

[†] E-mail: chengbo@tsinghua.edu.cn