

驾驶人眼睛局部区域定位算法

张 波, 王文军, 张 伟, 李升波, 成 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)

摘 要: 基于机器视觉的驾驶人疲劳检测系统, 通过对驾驶人眼睛动作的分析实现对驾驶人疲劳状态的估计。眼睛区域的准确定位是保证疲劳检测精度的前提条件。然而, 实际行车过程中, 驾驶人头部姿态随机、快速变化会造成眼睛区域定位精度的严重下降。该文在基于主动形状模型(ASM)算法实现驾驶人眼睛区域粗定位的基础上, 针对 ASM 模型在实际检测过程中的姿态适应性较低与定位精度不高的问题, 提出局部 ASM 模型来增强 ASM 算法的姿态适应性; 进一步引入平均合成精确滤波器(ASEF)算法与 ASM 算法相结合的思路提高对眼睛区域的定位精度; 同时, 提出单、双眼相结合的 ASEF 算法来提高眼睛虹膜中心定位的鲁棒性。实验结果表明: 该算法对于驾驶人头部姿态变化具有较强的适应性, 能够实现眼睛区域的准确定位。

关键词: 疲劳驾驶; 机器视觉; 眼睛定位

中图分类号: TP 391.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-0054(2014)06-0756-07

Driver's eye region location algorithm

ZHANG Bo, WANG Wenjun, ZHANG Wei, LI Shengbo, CHENG Bo

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

Abstract: Driver drowsiness estimates can be realized by analyses of the drivers' eye movements based on a machine vision system. However, the system requires accurate eye region recognition in the driver's facial image. Random, rapid changes of the head posture complicate locating the eye region in real driving scenarios. The active shape model (ASM) can be used to coarsely locate the eye region. This study uses a local ASM model to enhance the head posture adaptability of the ASM algorithm. Then, the average of synthetic exact filters (ASEF) algorithm and the ASM are combined to improve the eye region location precision. A single eye ASEF and a double eyes ASEF are integrated to more robustly identify the iris center location. Tests show that the algorithm has strong head posture adaptability and can robustly and accurately identify the eye region location.

Key words: driver drowsiness; machine vision; eye location

国内外研究表明, 驾驶人疲劳时对周围环境的感知能力、危险的判断能力和车辆的操控能力均有不同程度的下降, 极易引发交通事故^[1-3]。中国公安部的统计数据表明, 2010 年中国因疲劳驾驶共导致 1 890 起道路交通事故, 造成 1 139 人死亡, 2 364 人受伤, 直接财产损失达到 4 236 万元^[4]。基于机器视觉的驾驶人疲劳检测方法, 通过对驾驶人眼睛动作、视线方位、面部表情等的分析, 实现对驾驶人疲劳状态的估计。由于该方法具有非侵入、实时的特点, 已成为驾驶人疲劳检测领域的研究热点^[5]。

眼睛状态检测在基于机器视觉的驾驶人疲劳检测领域中研究最为广泛, 而驾驶人眼睛局部区域的准确定位是进行疲劳状态检测的前提条件。目前, 眼睛区域定位算法主要包括基于红外光照明^[6]、基于眼睛局部形状^[7]、基于眼睛区域纹理^[8-9]、基于脸部全局形状约束等方法。由于太阳辐射在近红外波段的辐射通量远大于近红外光源的辐射通量, 导致基于红外光照明的方法在白天室外环境中的应用效果不佳。基于眼睛局部形状的方法利用可变性模板实现眼睛区域的定位, 将眼睛区域的定位问题转化为多个参数的模型优化问题, 通过寻找能量函数的极值确定最终的输出形状。该方法计算复杂度高, 且要求眼部图像具有较高的清晰度。基于眼睛区域纹理的方法利用眼睛局部区域的纹理分布实现眼睛区域的定位, 如利用基于 Haar 特征的 Adaboost 分类器进行眼睛的检测^[8], 利用特征眼的方法实现眼睛区域的定位^[9]。该类方法的缺点是鲁棒性较差, 精度较低。基于脸部全局形状约束的方法, 如主动形状模型(active shape model, ASM)算法^[10], 利用面部区域的拓扑约束实现眼睛局部区域的定位, 该

收稿日期: 2013-06-07

基金项目: 交通运输部信息化科技项目(2012-364-835-110)

作者简介: 张波(1987—), 男(汉), 江苏, 博士研究生。

通信作者: 成波, 教授, E-mail: chengbo@tsinghua.edu.cn

方法由于引入了面部区域的拓扑约束,定位精度相对较高,但姿态适应性不强。

在实际的驾驶过程中,驾驶人不断变换头部姿态,以完成视觉搜索任务。频繁的头部姿态变化要求定位算法对姿态变化具有较强的适应性。本文在主动形状模型(ASM)的基础上提出局部ASM模型以增强算法对于姿态的适应性,结合平均合成准确滤波器(average of synthetic exact filters, ASEF)算法对于眼睛虹膜中心定位精度较高的优势,将ASEF算法与局部ASM模型相结合以实现驾驶人眼睛局部区域的精确定位。本文算法检测方案如图1所示。

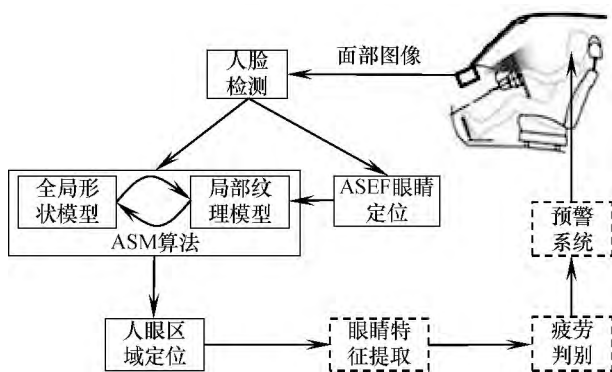


图1 本文算法检测方案

1 ASM算法及其在眼睛区域定位中的缺陷

基于点分布模型的ASM算法通过一组特征点描述目标的形状。ASM算法由全局形状模型和局部纹理模型组成,在检测过程中交替作用,使得模型的输出形状逐步收敛。

全局形状模型是在对大量人脸图像进行手工标记的基础上通过主成分分析(PCA)得到的,图2所示为描述整脸形状的68点ASM模型。



图2 68点ASM算法特征点分布

训练样本集(总数为 N)中第 i 个训练样本可表示为向量

$$\mathbf{X}_i = (x_{i1}, y_{i1}, x_{i2}, y_{i2}, \dots, x_{i68}, y_{i68}). \quad (1)$$

其中: (x_{ij}, y_{ij}) 表示当前样本中第 j 个特征点的坐标,样本集的均值为

$$\bar{\mathbf{X}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{X}_i. \quad (2)$$

样本集的协方差矩阵为

$$\mathbf{S} = (\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})(\mathbf{X} - \bar{\mathbf{X}})^T. \quad (3)$$

设 λ_k 为 \mathbf{S} 的特征值, \mathbf{p}_k 为 λ_k 对应的特征向量,则

$$\mathbf{S}\mathbf{p}_k = \lambda_k \mathbf{p}_k. \quad (4)$$

由主成分分析理论(PCA)可知, λ_k 越大,对应的 \mathbf{p}_k 所表示的变化模式就越重要。选取前 M 个特征值对应的特征向量构成新的主轴系 \mathbf{P} ,

$$\mathbf{P} = [\mathbf{p}_1, \mathbf{p}_2, \dots, \mathbf{p}_M], \lambda_1 > \lambda_2 > \dots > \lambda_M. \quad (5)$$

任一人脸形状均可在新主轴系下表示为

$$\mathbf{X} = \bar{\mathbf{X}} + \mathbf{P}\mathbf{b}. \quad (6)$$

其中, $\mathbf{b} = (b_1, b_2, \dots, b_M)^T$ 为新主轴系下的权值向量。

由式(6)可知,平均形状 $\bar{\mathbf{X}}$ 与主轴系 \mathbf{P} 均为确定值,模型的输出形状仅取决于参数 \mathbf{b} 。ASM算法也正是通过 \mathbf{b} 值的变化来适应目标形状的变化。形状参数 \mathbf{b} 是通过全局形状模型与局部纹理模型交替作用确定的。

局部纹理模型是在全局形状模型中每个特征点的法线方向上采样像素点,进行统计分析得到,如图3所示。

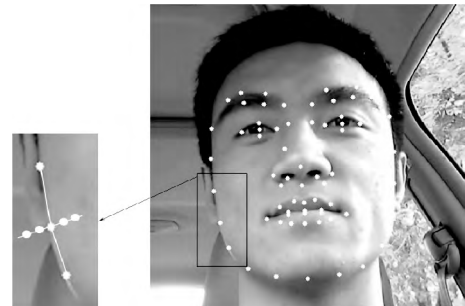


图3 ASM算法局部纹理模型采样

设任一训练样本中某一特征点 \mathbf{K}_m ($m=1, 2, \dots, 68$)的采样向量(设采样点数为 k)为

$$\mathbf{K}_m = (x_{m1}, y_{m1}, x_{m2}, y_{m2}, \dots, x_{mk}, y_{mk})^T. \quad (7)$$

其中, (x_{mj}, y_{mj}) 表示当前特征点所确定的第 j 个采样点的坐标。该特征点的采样均值为 $\bar{\mathbf{K}}_m$,协方差为 \mathbf{S}_m ,则该特征点的局部纹理模型为

$$\mathbf{K}_m \sim \mathbf{K}_m(\bar{\mathbf{K}}_m, \mathbf{S}_m). \quad (8)$$

训练完成后,即可用该ASM模型进行驾驶人面部区域的定位。对全局形状模型中的每一个特征点 \mathbf{C}_i ,根据其局部纹理模型在其法线方向上搜索最佳匹配点,得到初始形状向量 \mathbf{Y} ,控制形状参数 \mathbf{b} ,使得由 $\mathbf{X} = \bar{\mathbf{X}} + \mathbf{P}\mathbf{b}$ 确定的 \mathbf{X} 最佳匹配至 \mathbf{Y} ,该过程交替作用直至输出形状收敛,即可完成驾驶人面部区

域的定位与配准。

图4为一组68点ASM模型检测结果。结果表明:在驾驶人头部姿态变化不太大的情况下,68点ASM算法能够较为准确地实现面部区域的定位,如图4a所示;当驾驶人头部姿态变化较大时,面部区域的定位易产生较大的偏差,如图4b和4c所示。

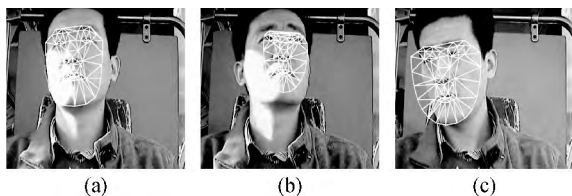


图4 ASM算法检测结果

经上述分析可知,ASM算法建立在PCA的基础上,由PCA得到的主轴系描述了训练样本集中的主要变化模式。ASM算法的定位精度与训练样本的聚类性密切相关^[11],若要求ASM算法对于姿态的适应性较高,即主轴系揭示的主要变化模式为驾驶人的姿态变化,则必然引起定位精度的下降;若要求ASM算法对于不同的驾驶人具有足够的泛化能力,即主轴系揭示不同驾驶人人脸构型之间的差异,则也必然引起姿态适应性的下降。

2 局部ASM模型

不同驾驶人之间的面部差异主要体现在脸型与面部器官的分布上,而由眉毛、眼睛和鼻子构成的局部区域相对于整脸具有较强的聚类特性,且在驾驶人姿态变化时,这一局部区域的形态相对稳定。因此,有研究将68点ASM模型作为第1层模型的基础上建立起以眼睛和鼻子作为描述对象的第2层10点ASM模型实现眼睛区域的定位,以适应驾驶人头部姿态的随机变化^[11]。该方法的主要问题在于计算复杂度较高;第2层模型的约束不够充分,当驾驶人闭眼时,眼睛区域定位偏差较大。

为解决ASM算法定位精度与姿态适应性之间的矛盾,本文建立了32点局部ASM模型,综合眉毛、眼睛和鼻子区域的拓扑约束,实现在驾驶人头部姿态变换条件下的眼睛区域定位,如图5所示。

建立在PCA基础上的ASM算法能够揭示目标形状的主要变化模式,以适应其形状的变化,但对于眼睛局部区域的变化,通过PCA建立的主轴系未能有效地揭示,即ASM算法全局形状配准较好,但局部区域定位较差;32点局部ASM模型的姿态适应性较好,但由于失去了面部整体形状的拓扑约束,因此眼睛局部区域的定位精度逊于68点ASM模型。

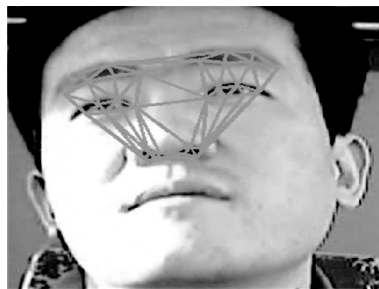


图5 32点局部ASM模型

因此,若要实现驾驶人眼睛局部区域的精确定位,需要在ASM算法粗定位的基础上进行进一步的修正。

3 ASEF算法及其在眼睛区域定位中的缺陷

基于相关滤波器的ASEF算法^[12-13]用原图像与滤波器进行相关运算生成输出图像,通过在输出图像中定位局部极值的方法实现目标的检测与定位。该算法中使用的滤波器是决定检测性能的核心。

左眼ASEF滤波器的计算过程如图6所示。原图像 m 为Adaboost人脸检测算法^[14]检测出的人脸图像;目标图像 n 为以左眼为中心的2维Gauss函数图像,

$$n(x, y) = e^{-\frac{(x-x_e)^2 + (y-y_e)^2}{\sigma^2}}. \quad (9)$$

其中: (x_e, y_e) 为左眼虹膜中心点坐标;参数 σ 决定了Gauss函数的尖锐程度,直接影响到滤波器的检测灵敏度与抗噪声性能。

由卷积理论可知,空域中的相关对应于频域中的点乘,故

$$n = m \otimes h = F^{-1}(MH). \quad (10)$$

其中: h 为需要求解的滤波器; M, H 分别为 m 与 h 的Fourier变换; \otimes 为相关运算; F^{-1} 代表Fourier反变换运算。对式(10)变换可得

$$h = F^{-1}(H^*) = F^{-1}\left(\frac{N}{M}\right). \quad (11)$$

其中: N, H 分别为 n 与 $\frac{N}{M}$ 的Fourier变换; $*$ 表示取共轭。

每张人脸图像均可生成与之相对应的滤波器 h ,对大量人脸图像生成的滤波器取均值,即可得到

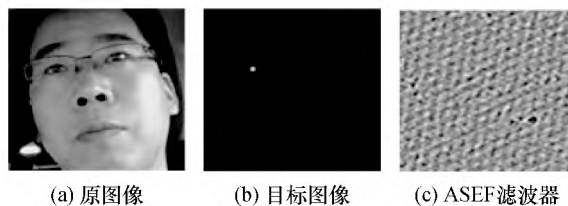


图6 左眼ASEF滤波器的构建

最终的 ASEF 滤波器。基于 CAS-PEAL 人脸库^[15]训练得到的参数 $\sigma=3$ 时的左、右眼 ASEF 滤波器如图 7 所示。

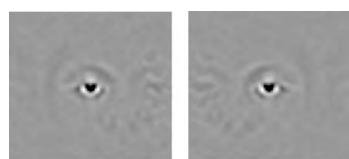


图 7 参数 $\sigma=3$ 时的 ASEF 滤波器

图 8 为一组 ASEF 滤波器虹膜定位实验结果。实验表明: 当驾驶人睁眼时, ASEF 算法能够较为准确地定位出驾驶人眼睛的虹膜中心位置, 如图 8a 所示; 当驾驶人眼睛横向移动时, ASEF 算法的检测结果随着虹膜的移动而移动, 偏离眼睛中心, 如图 8b 所示; 当驾驶人闭眼时, ASEF 算法定位出的眼睛位置产生漂移, 如图 8c 所示。由此可知, ASEF 算法能够在驾驶人睁眼时较为准确地定位出眼睛的虹膜中心, 但当驾驶人的虹膜产生横向移动时, 虹膜中心并不等价于眼睛中心, 且当驾驶人闭眼时定位出的虹膜中心位置会产生漂移。

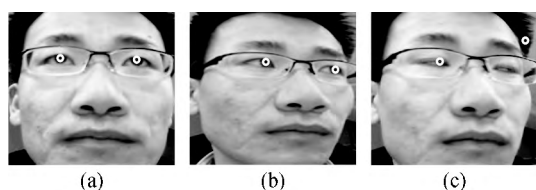


图 8 ASEF 虹膜定位结果

4 ASEF 算法与 ASM 算法相结合的驾驶人眼睛区域定位

局部 ASM 模型的优点是姿态适应性较好, 缺点是定位精度相对较低; ASEF 算法能够在驾驶人睁眼时较为准确地定位出眼睛的虹膜中心, 但易受虹膜横向移动及闭眼因素的影响。

为了提高 ASEF 算法定位的鲁棒性, 本文将单眼 ASEF 滤波器拓展到面部结构约束更加稳定的双眼 ASEF 滤波器。单眼与双眼 ASEF 滤波器的面部结构约束不同: 正面时, 双眼滤波器的约束更加充分; 侧面时, 单眼滤波器的约束更加可靠。因此, 单、双眼滤波器相结合的方法对驾驶人的姿态变化适应性更高。采用单、双眼相结合的 ASEF 方法实现眼睛虹膜中心定位的检测流程如图 9 所示。图 9 中: F_L 和 F_{BL} 分别为左眼与双眼 ASEF 滤波器定位出的虹膜中心位置, M_L 为堆栈中的虹膜中心位置, D_{th} 为距离阈值, P_L 为输出的虹膜中心位置。

图 10 为单、双眼相结合的 ASEF 算法检测结果

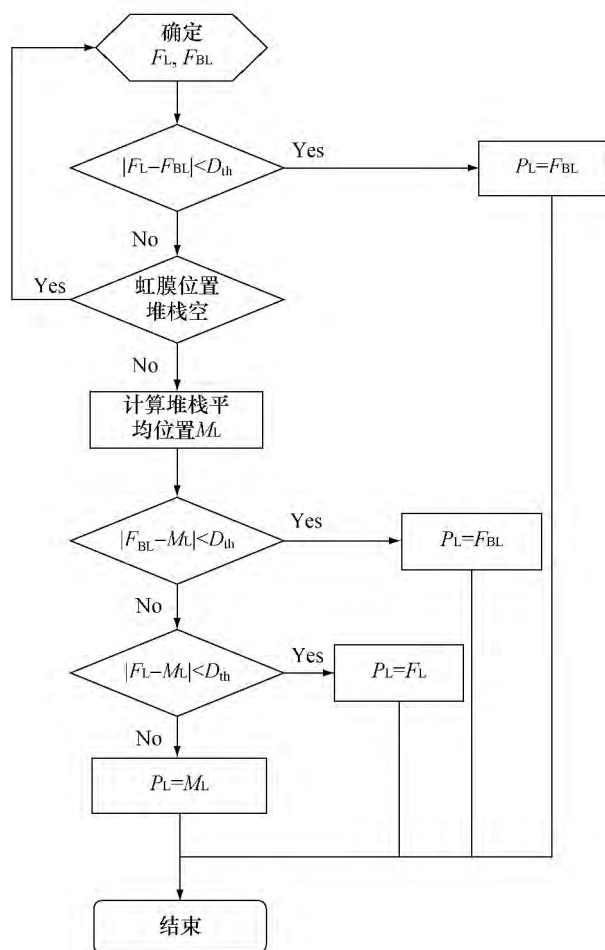


图 9 单、双眼相结合的 ASEF 算法虹膜中心定位流程图(左眼)

(图 10a 中三角形、矩形、圆形相互重叠)。三角形为单眼 ASEF 检测结果, 矩形为双眼 ASEF 检测结果, 圆形为单、双眼相结合的 ASEF 检测结果。图 10a 为眼睛正视时的检测结果; 图 10b 为虹膜横向移动时的检测结果; 图 10c 为闭眼时的检测结果。由此可知, 通过单双眼相结合的方法, 可以消除因虹膜横向移动及闭眼因素对 ASEF 算法的影响。

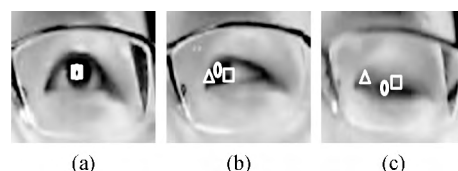


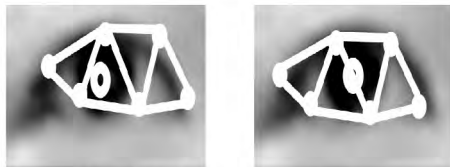
图 10 单、双眼相结合的 ASEF 算法虹膜中心定位

ASM 算法输出的拓扑形状为 $X = \bar{X} + Pb$, 通过确定形状参数 b , 可完成人脸形状的配准。为保证输出形状的合理性, 形状参数 b 的约束条件为

$$|b_i| < 3\sqrt{\lambda_i}, \quad i = 1, 2, \dots, M. \quad (12)$$

本文通过 ASEF 算法与 ASM 算法相结合的方法实现驾驶人眼睛区域的准确定位, 用 ASEF 算法

的检测结果约束 ASM 的收敛过程。首先,使用 ASEF 算法定位出驾驶人眼睛虹膜中心位置;再用 ASM 算法计算面部拓扑形状,用 ASEF 算法的检测结果修正 ASM 算法的局部纹理模型(将 ASM 算法眼睛局部拓扑网络的重心平移至 ASEF 算法确定的虹膜中心位置),再将该局部纹理模型带入至全局形状模型中。局部纹理模型与全局形状模型交替作用,直至输出形状收敛,如图 1 检测方案中所示。图 11 为本文算法最终输出的眼睛局部区域定位结果。



(a) 单独使用ASM及ASEF算法 (b) 本文算法

图 11 眼睛局部区域定位结果

5 实验验证及讨论

本文在城市道路工况下的公交车辆上进行了多组实验,用以验证本文算法对于驾驶人姿态变化的适应性、虹膜中心位置定位的鲁棒性,以及对眼睛局部区域的定位精度进行定量分析。

5.1 局部 ASM 模型对于姿态的适应性

城市道路工况下的公交车辆中,驾驶人为了完成正常的驾驶任务以及乘客上下车的工作任务,需要频繁地变换头部姿态,为本文算法对于姿态适应性的验证提供了大量的样本。图 12a 为 68 点 ASM 模型在 2 种姿态条件下的定位结果,图 12b 为 32 点局部 ASM 模型对应的检测结果。



(a) 68点ASM模型



(b) 32点局部ASM模型

图 12 实车条件下的姿态适应性验证

本文算法在 MUCT 人脸库^[16]上的检测结果如图 13 所示。通过对比可知,相对于 68 点 ASM 模

型,局部 ASM 模型对人的姿态变化具有更强的适应性,能够适应实际行车过程中频繁的姿态变化。



(a) 68点ASM模型

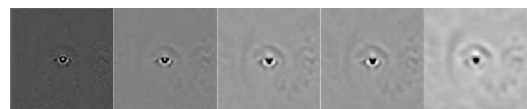


(b) 32点局部ASM模型

图 13 MUCT 人脸库上的姿态适应性验证

5.2 ASEF 算法对于虹膜中心位置定位的鲁棒性

由第 3 节可知, ASEF 算法中的参数 σ 直接影响到滤波器的检测灵敏度与抗噪声性能。基于 CAS-PEAL 人脸库训练得到的不同 σ 参数下的左眼 ASEF 滤波器如图 14 所示。



(a) $\sigma=1$ (b) $\sigma=2$ (c) $\sigma=3$ (d) $\sigma=4$ (e) $\sigma=5$

图 14 不同 σ 参数下的左眼滤波器

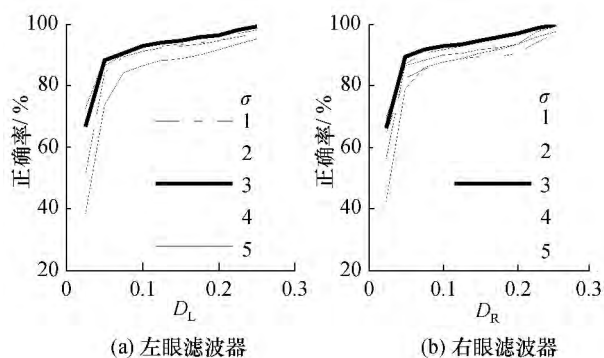
为选择最优的 σ 参数,本文选用 BioID 人脸库^[17]进行测试。在每张人脸图像中,手动标记出左、右眼虹膜中心作为基准位置,用不同 σ 参数下的左、右眼 ASEF 滤波器进行检测,测试规则如下:

$$D_L = \frac{\|T_L - E_L\|}{\|E_L - E_R\|}, \quad (13)$$

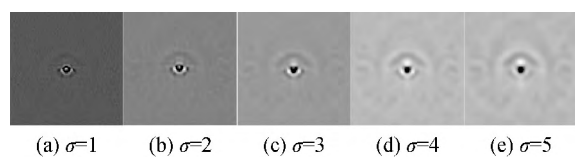
$$D_R = \frac{\|T_R - E_R\|}{\|E_L - E_R\|}. \quad (14)$$

其中: E_L, E_R 分别为手动标记的左、右眼虹膜位置; T_L, T_R 分别为左、右眼滤波器定位出的左、右眼虹膜位置; D_L, D_R 分别为左、右眼评价准则。令 $D_L, D_R \in \{0.025, 0.075, 0.125, 0.175, 0.225\}$ 代表不同的精度要求,测试结果如图 15 所示。

通过对比可知,左、右眼 ASEF 滤波器的最优 σ 参数值均为 3。该测试实验表明:最优的 ASEF 滤波器(如图 14c)需要一定的面部结构约束,并非单纯地反映目标的形态(如图 14a 和 14b 所示);同时,过强的结构约束同样能造成检测性能的下降(如图 14d 和 14e 所示)。

图 15 不同 σ 参数下的 ASEF 滤波器测试结果

基于 CAS-PEAL 人脸库训练得到的不同 σ 参数下的双眼 ASEF 滤波器如图 16 所示。经过测试, 双眼 ASEF 滤波器最优 σ 参数的取值同样为 3。

图 16 不同 σ 参数下的双眼滤波器

为验证单、双眼相结合的 ASEF 算法对于虹膜中心位置的定位更具鲁棒性, 本文以实验中的一段视频数据作为对象, 对 ASEF 算法进行了测试, 实验结果如图 17 所示。

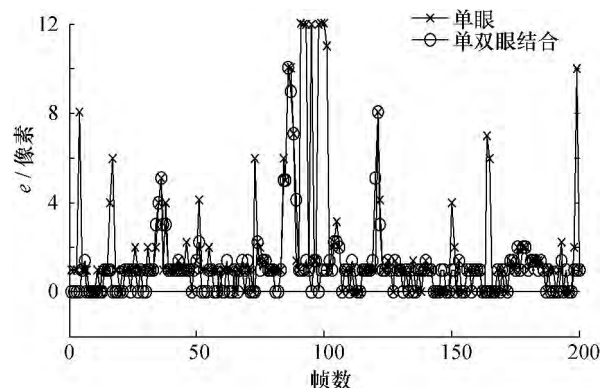


图 17 左眼虹膜中心定位结果

实验表明, 单、双眼相结合的 ASEF 算法比单眼算法更具鲁棒性。误差较大的图像帧在第 36、86 和 121 帧附近, 对照视频数据发现, 这几帧图像中驾驶人分别出现面部自遮挡以及手部遮挡等动作, 如图 18 所示。

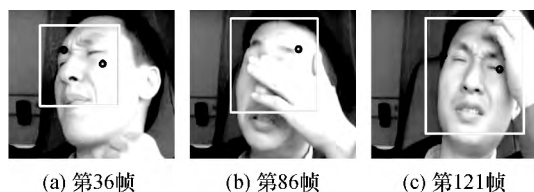


图 18 ASEF 算法定位误差较大的图像帧

通过上述实验可知, 单、双眼相结合的 ASEF 虹膜中心定位算法在不发生遮挡的情况下, 能够适应驾驶人较大的姿态变化。

5.3 眼睛局部区域定位精度

为定量评价本文算法对驾驶人眼睛局部区域的定位精度, 本文以实验中一段驾驶人头部姿态变化较大、虹膜移动较为频繁的视频段作为测试样本, 该段视频的长度为 500 帧。在每帧图像中手动标记出左、右眼中心作为基准位置, 用本文算法进行眼睛局部区域的定位, 结果如图 19 所示(左眼)。可以看出, 除在第 383 帧附近由于驾驶人脸部图像发生遮挡外, 其余位置的配准精度均在 4 个像素的误差范围内(平均偏差为 1.655 个像素), 即本文算法能够以较高精度完成驾驶人眼睛局部区域的定位, 同时对于姿态的适应性较高。

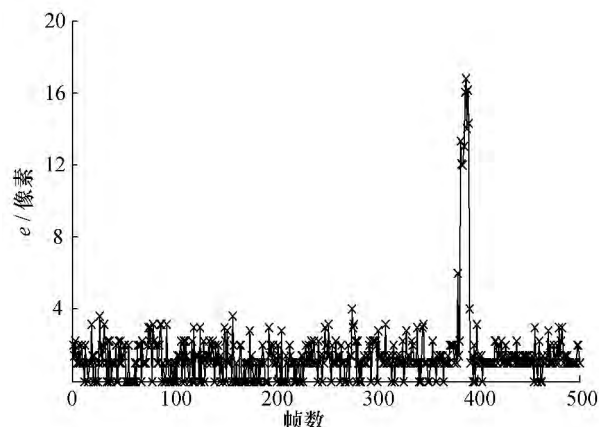


图 19 眼睛局部区域定位结果

图 20 为本文算法在该段测试视频中对于部分图像的眼睛局部区域定位结果。上面一行为未经修正时, ASEF 算法定位出的虹膜中心位置及 ASM 算法输出的拓扑形状; 下面一行为用本文算法实现的眼睛局部区域的定位结果。图 20a 和 20b 为正常眼睛睁开时的定位结果, 图 20c 和 20d 为虹膜横向移动时的定位结果, 图 20e 为闭眼时的定位结果。可见, 本文算法对于眼睛局部区域拥有良好的定位性能。

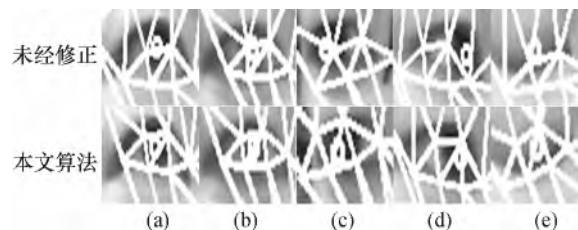


图 20 本文算法对眼睛局部区域定位结果

眼睛局部区域定位精度较高的同时,本文算法的平均运行时间仅为 41 ms(计算机处理器为 Intel T5750,双核,主频 2.0 GHz,内存 2 GB),能够满足实车工况下实时检测的需要。

6 结 论

本文针对驾驶过程中,驾驶人头部姿态随机、快速变化造成眼睛局部区域定位精度下降的问题,提出了运用局部 ASM 模型来提高全局 ASM 算法对于姿态变化的适应性,同时结合 ASEF 算法与 ASM 算法实现眼睛局部区域的准确定位。实验表明,本文算法可以在驾驶人面部图像不发生遮挡的情况下,实现眼睛局部区域的有效定位。该研究可为后续基于眼睛状态检测的疲劳检测方法提供准确的眼睛局部区域图像。

参考文献 (References)

- [1] Ji Q, Yang X J. Real-time eye, gaze, and face pose tracking for monitoring driver vigilance [J]. *Real-Time Imaging*, 2002, **8**: 357-377.
- [2] Hu S Y, Zheng G T. Driver drowsiness detection with eyelid related parameters by support vector machine [J]. *Expert Systems with Applications*, 2009, **36**: 7651-7658.
- [3] 张伟. 基于机器视觉的驾驶人疲劳状态识别关键问题研究 [D]. 北京: 清华大学, 2011.
ZHANG Wei. Research on Key Issues in Computer Vision Based Driver Drowsiness Recognition [D]. Beijing: Tsinghua University, 2011. (in Chinese)
- [4] 中国交通年鉴社. 中国交通年鉴 2011 [M]. 北京: 中国交通年鉴社, 2011.
Year Book House of China Transportation & Communication. Year Book of China Transportation & Communication 2011 [M]. Beijing: Year Book House of China Transportation & Communication, 2011. (in Chinese)
- [5] 张伟, 成波, 张波. 驾驶人眼睛定位与跟踪算法的研究 [J]. 汽车工程, 2012, **34**(10): 889-893.
ZHANG Wei, CHENG Bo, ZHANG Bo. A research on the algorithm for driver's eye position and tracking [J]. *Automotive Engineering*, 2012, **34**(10): 889-893. (in Chinese)
- [6] Grace R, Byrne V E, Bierman D M, et al. A drowsy driver detection system for heavy vehicle [C]// Digital Avionics Systems Conference (17th DASC). Bellevue: The Institute of Electrical and Electronics Engineers Inc, 1998: 136-1-136-8.
- [7] Yullie A L, Hallian P W, Cohen D S. Feature extraction from faces using deformable templates [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1992, **8**(2): 99-111.
- [8] Fasel I, Fortenberry B, Movellan J. A generative framework for real time object detection and classification [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2005, **98**(1): 182-210.
- [9] Pentland A, Moghaddam B, Starner T. View-based and modular eigenspaces for face recognition [C]// IEEE Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle, WA: IEEE Computer Society Press, 1994: 84-91.
- [10] Cootes T F, Twining C J, Taylor C J. Diffeomorphic statistical shape models [J]. *Image and Vision Computing*, 2008, **26**(3): 326-332.
- [11] 张伟, 成波, 张波. 驾驶人眼睛区域的鲁棒性定位算法研究 [J]. 物理学报, 2012, **61**(6): 060701-1-060701-9.
ZHANG Wei, CHENG Bo, ZHANG Bo. Research on eye location algorithm robust to driver's pose and illumination [J]. *Acta Phys Sin*, 2012, **61**(6): 060701-1-060701-9. (in Chinese)
- [12] Bolme D S, Draper B A, Beveridge J R. Average of synthetic exact filters [C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami, FL: IEEE, 2009: 2105-2112.
- [13] Vitomir S, Jerneja Z G, Nikola P. Principal directions of synthetic exact filters for robust real-time eye localization [J]. *Biometrics and ID Management*, 2011, **6583**: 180-192.
- [14] Freund Y, Schapire R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. *Journal of Computed and System Science*, 1997, **55**(1): 119-139.
- [15] GAO Wen, CAO Bo, SHAN Shiguang, et al. The CAS-PEAL large-scale Chinese face database and baseline evaluations [J]. *IEEE Trans on System Man and Cybernetics: Part A*, 2008, **38**(1): 149-161.
- [16] Milborrow S, Morkel J, Nicolls F. The MUCT Landmarked Face Database [DB/OL]. Pattern Recognition Association of South Africa, 2010. <http://www.milbo.org/muct>.
- [17] Jesorsky O, Kirchberg K J, Frischholz R W. Robust face detection using the Hausdorff distance [C]// Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication. Berlin: Springer, 2001: 90-95.