

基于SVM的驾驶员面部朝向检测

张明恒^{*1,2}, 郑雨², 赵一兵^{1,2}, 郭烈^{1,2}

(1.大连理工大学工业装备结构分析国家重点实验室,辽宁大连 116024;
2.大连理工大学汽车工程学院,辽宁大连 116024)

摘要: 驾驶员精神状态监测对于交通事故控制具有重要作用. 基于支持向量机(SVM)建立信息融合的面部朝向检测模型,在驾驶员面部图像视觉特征(眼睛、嘴部及面部轮廓)检测基础上,通过分析头部运动过程中各特征的空间位置变化规律,利用SVM对驾驶员面部朝向进行多信息融合估计. 结果表明,特征检测方法可实现面部各视觉特征的可靠检测,分析得出的各特征运动变化规律可用于对面部朝向的有效估计,从而为驾驶员驾车精神状态监测提供技术支持.

关键词: 机器视觉;面部朝向;支持向量机(SVM);安全辅助驾驶
中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

0 引言

研究资料表明,92%~95%的交通事故由驾驶员自身导致,其中主要因素为注意力分散或疲劳驾驶^[1]. 目前,该领域的研究可分为三类:基于驾驶员生理参数的方法^[2-3]、基于车辆运行状态的方法^[4]和基于驾驶员行为特征的方法^[5-6]. 其中,基于机器视觉的驾驶员行为特征检测由于其不存在任何强制性干涉、视觉系统体积小、成本较低等优点,近年来逐渐发展为该领域的研究热点. 面部朝向特征作为其特征检测过程中的重要组成部分,在驾驶员驾车精神状态推断方面占有重要地位.

正常驾车时,驾驶员面部朝向应趋向于正前方且在一定范围内,若其朝向偏向其他方向或集中于某一点时间过长,则说明当前驾驶员发生了困倦或注意力分散. Benoit等^[5]根据驾驶员头部图像轮廓的频谱相位移动判断其运动方向. 该方法对于头部的前后、上下运动检测效果较好,但对于左右偏摆运动检测效果一般. Hansen等^[6]利用立体视觉系统对头部进行三维建模,以此分析驾驶员的头部运动情况,其检测精度较高,但检测速度较慢. 因此,在模型精确性与算法复杂度之间需

要进行适当权衡,以利于所开发技术的实际应用.

本文基于支持向量机(support vector machine, SVM)对驾驶员面部朝向的视觉特征进行综合建模,根据各观测特征(驾驶员嘴部、眼睛、面部轮廓等)对驾驶员面部朝向进行综合评判.

1 特征区域检测

1.1 人脸区域定位

目前,人脸检测方法可分为两类:基于知识的方法^[7]和基于统计特征的方法^[8]. 两种方法各有优缺点:前者具有较好的检测速度,但缺乏细节精度;后者检测精度较高,但检测速度具有局限性. 为此,本文将两种方法融合,在AdaBoost人脸区域快速检测基础上利用肤色模型定位人脸区域,检测流程如图1所示.

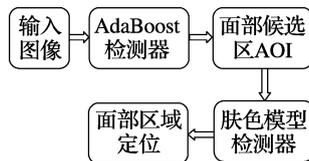


图1 人脸检测流程图

Fig. 1 Flow chart of face detection

1.1.1 AdaBoost 人脸检测 通过 AdaBoost 人脸检测器从人脸样本和非人脸样本中抽取大量简单特征,将这些简单特征通过 AdaBoost 算法训练,得到一系列分类能力一般的弱分类器,利用一定方法将这些弱分类器叠加构成分类能力很强的强分类器,最后,将若干个强分类器串联,即可形成用于图像检测的分级分类器.算法训练及检测的整体流程如图 2 所示.

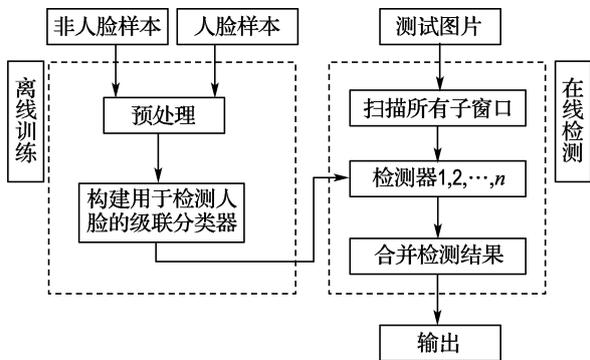


图 2 人脸检测器检测流程

Fig. 2 Detection procedure of the face detector

1.1.2 肤色检测模型 研究表明,不同肤色在 $Y C_r C_b$ 颜色空间中具有相同的二维高斯模型 $N(\mu, C_{cov})$ ^[9].由此,可以得到图像中任何一个像素属于肤色的概率:

$$P(C_r, C_b) = \exp \{-0.5(x - m)^T C_{cov}^{-1}(x - m)\} \quad (1)$$

其中 $x = (C_r \ C_b)^T$, C_r, C_b 为各像素在 $Y C_r C_b$ 颜色空间的色彩分量; m 和 C_{cov} 分别为统计得到的肤色均值和协方差矩阵.

由式(1),计算出图像中各像素属于肤色的概率,再根据它们在色度上的相似性和空间上的相关性即可分割出人脸区域.

1.2 眼睛区域定位

眼睛位于面部上半部,其灰度值较低,但单纯通过灰度特征来进行分割易受外部光照影响.实验表明:在 HSV 与 $Y C_r C_b$ 颜色空间中,肤色与眼睛的 H 和 C_r, C_b 分量具有一定聚集性,如图 3 所示.

因此,本文采用神经网络将两种模式分离,以样本像素的 H, C_r, C_b 值作为输入,肤色(0)和眼睛(1)作为网络的输出,训练时的误差曲线如图 4

所示,精度为 0.014 068 2,目标值为 0.01.

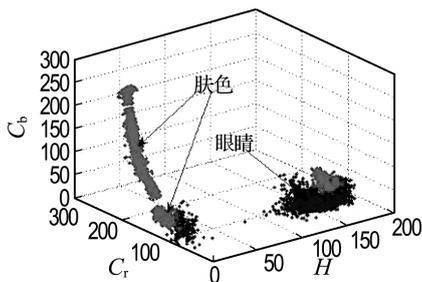


图 3 H, C_r, C_b 分布特征

Fig. 3 Distribution of H, C_r, C_b

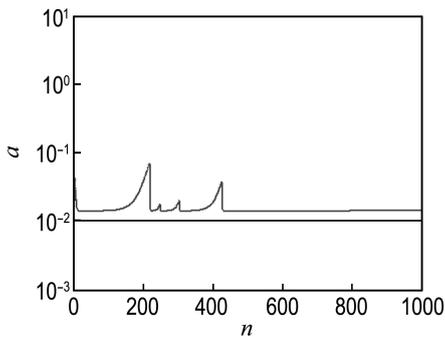


图 4 BP 网络训练误差曲线

Fig. 4 Deviation curve of BP network training

利用构建的神经网络分类器,即可对各像素进行二值化分割,进而确定眼睛位置.

1.3 嘴部区域定位

嘴唇的主要特征是唇色相对于肤色较红,而且归一化 RGB 颜色对光照、人脸运动和旋转具有不变性^[8].因此,本文采用 Fisher 线性分类器对嘴唇区域进行分割,其样本训练的步骤如下:

(1)计算肤色与唇色的均值

$$m_i = \frac{1}{N_i} \sum_{x \in p_i} x; i = 1, 2 \quad (2)$$

式中: N_i 为统计的像素个数; $i = 1$ 和 $i = 2$ 分别代表唇色和肤色样本, x 取值为 RGB 颜色空间 p 的像素值.

(2)计算类内离散矩阵和总离散矩阵

$$S_i = \sum_{x \in p_i} (x - m_i)(x - m_i)^T \quad (3)$$

$$S_w = S_1 + S_2$$

(3)计算最佳 Fisher 分类向量

$$w^* = S_w^{-1}(m_1 - m_2) \quad (4)$$

利用上述步骤进行 Fisher 线性分类器训练,

可获得进行嘴唇和肤色分割的最佳投影方向 w^* ，由此即可对图像进行二值化分割。

图 5 为利用上述算法分别检测到的人脸、眼睛及嘴部区域。其中图 5(a)为利用 AdaBoost 检测器检测到的初始面部区域；图 5(b)为利用肤色模型获得的精确面部位置；图 5(c)为利用神经网络方法定位的双眼位置；图 5(d)为利用 Fisher 分类器检测到的嘴部区域位置。可见，文中算法能够较好地达到预期检测目的。

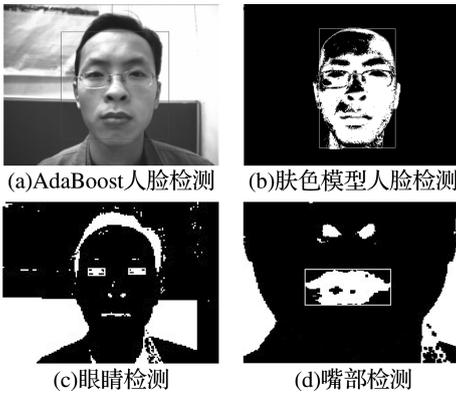


图 5 面部特征检测结果

Fig. 5 Results of face and features detection

1.4 面部轮廓检测

由于人脸近似椭圆，这里考虑基于面部二值图像(图 5(b)所示)，利用链码跟踪算法搜索各边缘像素，以各边缘点为采样点，利用随机 Hough 变换拟合出面部椭圆轮廓线。相关算法的详细描述可见文献[10-11]。这里仅给出试验的检测结果，如图 6 所示。



图 6 面部轮廓检测结果

Fig. 6 Facial contour fitting result

2 基于 SVM 的面部朝向识别

2.1 支持向量机

支持向量机是一种基于 VC 维和结构风险最小理论的机器学习方法^[12]。在解决小样本、非线性

性及高维模式识别中 SVM 表现出许多特有的优势，其根据有限样本信息在模型的复杂性和学习能力之间寻求最佳折中，以期获得最好的泛化能力。

若样本特征集合为 $X = \{x_i, i = 1, 2, \dots, l\}$ ，其中 x_i 为第 i 个样本对应的特征矢量，各样本对应的期望输出为 $y_i \in \{+1, -1\}$ ，其中 $+1$ 和 -1 分别代表该样本的分类，则该分类面方程为 $\omega x + b = 0$ ，如图 7 所示。

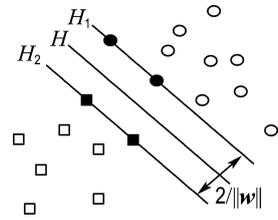


图 7 最优分类面

Fig. 7 A maximal margin hyperplane

根据 SVM 的结构风险最小化原则，其数学过程为二次规划问题：

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b, \xi} \quad & \frac{1}{2} w^T \cdot w + C \sum_{i=1}^l \xi_i \\ \text{s. t.} \quad & y_i [w^T \cdot \phi(x_i) + b] \geq 1 - \xi_i \\ & \xi_i \geq 0, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (5)$$

引入拉格朗日乘子 ∂_i ，得到其对偶最优化问题^[13]：

$$\begin{aligned} \max_{\partial} \quad & W = \sum_{i=1}^l \partial_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l \sum_{j=1}^l \partial_i \partial_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s. t.} \quad & \sum_{i=1}^l \partial_i y_i = 0; \\ & 0 \leq \partial_i \leq C, i = 1, 2, \dots, l \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $K(\cdot)$ 为满足 Mercer 条件的核函数，这里选用径向基函数作为核函数，即

$$K(x_i, x_j) = e^{-\gamma \|x_i - x_j\|^2}; \gamma > 0 \quad (7)$$

相应的 SVM 判别函数为

$$f(x) = \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^l \partial_i K(x_i, x) + b \right) \quad (8)$$

2.2 特征集构建

利用 SVM 方法对驾驶员面部朝向进行评估，关键在于准确提取出反映面部朝向变化的特

征向量. 研究发现, 当头部发生偏转、俯仰时, 在图像平面内由眼睛、嘴部构成的特征三角形与面部轮廓之间的位置关系变化较为明显. 考虑到人脸近似椭圆, 可根据拟合出的椭圆模板, 利用由眼睛、嘴部形成的特征三角形与模板间的相互位置关系构成反映驾驶员面部朝向的特征向量, 如图 8 所示. 设已获得的面部特征信息为左右两只眼睛中心坐标 (x_{el}, y_{el}) 、 (x_{er}, y_{er}) ; 嘴部区域中心坐标 (x_m, y_m) ; A 与 E 点坐标 (x_A, y_A) 、 (x_E, y_E) ; F 与 H 点坐标 (x_F, y_F) 、 (x_H, y_H) ; I 与 J 点坐标 (x_I, y_I) 、 (x_J, y_J) .

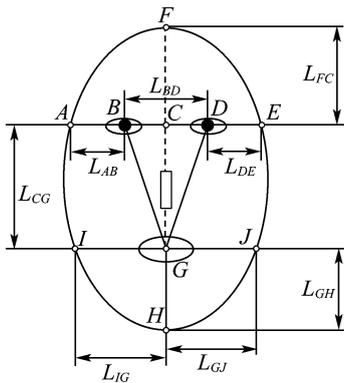


图 8 面部特征三角形示意图

Fig. 8 Sketch map of features triangle

所选反映面部朝向变化的特征向量为

$$\mathbf{Z} = (E_1 \ E_2 \ E_3 \ E_4)^T \quad (9)$$

其中

$$E_1 = \frac{L_{AB}}{L_{DE}} = \sqrt{\frac{(x_{er} - x_A)^2 + (y_{er} - y_A)^2}{(x_{el} - x_E)^2 + (y_{el} - y_E)^2}}$$

$$E_2 = \frac{L_{BD}}{L_{CG}} = \sqrt{\frac{(x_{er} - x_{el})^2 + (y_{er} - y_{el})^2}{\left(\frac{x_{er} + x_{el}}{2} - x_m\right)^2 + \left(\frac{y_{er} + y_{el}}{2} - y_m\right)^2}}$$

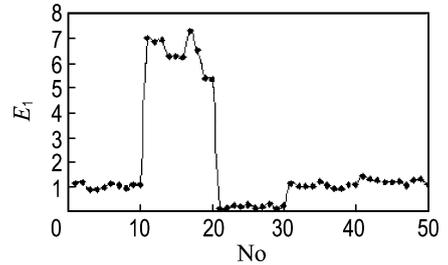
$$E_3 = \frac{L_{FC}}{L_{GH}} = \sqrt{\frac{\left(\frac{x_{er} + x_{el}}{2} - x_F\right)^2 + \left(\frac{y_{er} + y_{el}}{2} - y_F\right)^2}{(x_m - x_H)^2 + (y_m - y_H)^2}}$$

$$E_4 = \frac{L_{IG}}{L_{GJ}} = \sqrt{\frac{(x_m - x_I)^2 + (y_m - y_I)^2}{(x_J - x_m)^2 + (y_J - y_m)^2}} \quad (10)$$

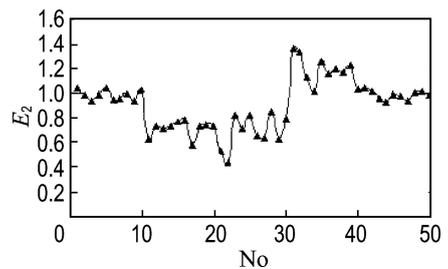
为验证所选特征向量的正确性, 本文对某驾驶员在正常驾驶、面部左右偏转、面部上下俯仰时的特征进行统计, 结果如图 9 所示.

可见, 特征 E_1 与 E_4 在面部作水平方向左右

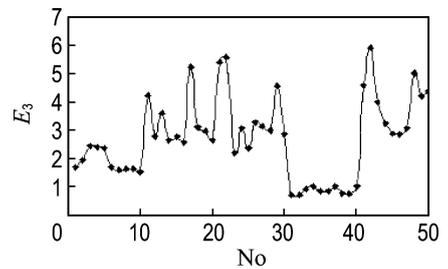
转动时, 其相对正常状态的变化较大, 做上下俯仰运动时, 变化不明显(见图 9(a)、(d)); 特征 E_3 在面部做上下俯仰运动时变化较大, 但做水平运动时变化不大(见图 9(c)); 特征 E_2 在各状态下的分布具有一定规律, 大致上呈 3 种状态集聚(见图 9(b)).



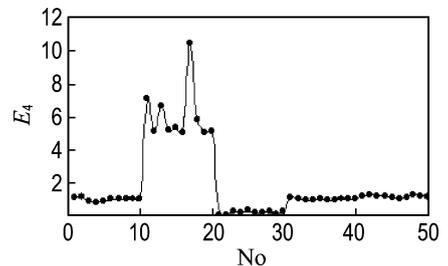
(a) E_1 特征变化



(b) E_2 特征变化



(c) E_3 特征变化



(d) E_4 特征变化

图 9 不同姿势下面部特征变化统计图
Fig. 9 Statistics of the features changing with different postures

2.3 实验及分析

对采集到的 200 组驾驶员面部图像样本进行

分类,其中 150 组用于 SVM 模型的训练,50 组用于所建立模型的测试. SVM 训练时,选取特征 $Z = (E_1 \ E_2 \ E_3 \ E_4)^T$;期望输出 $y_i \in \{1,2,3\}$,分别代表驾驶员面部朝向的正常状态、左右偏转和俯仰状态. 经过数据归一化、参数交叉检验后获得参数 $(C, \gamma) = (512, 0.007\ 812\ 5)$,有 $\log_2 C = 9$, $\log_2 \gamma = -7$,此时模型准确率为 97%,模型训练如图 10 所示.

利用所建模型对测试集进行测试,获得结果如表 1 所示,图 11 为利用获得的 SVM 分类模型在线检测时的部分实验.

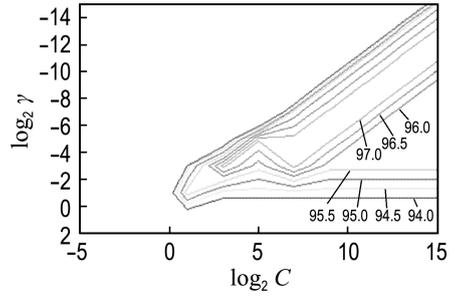


图 10 SVM 模型训练收敛曲线

Fig. 10 Convergence curves of the SVM model training process

表 1 实验结果

Tab. 1 Results of experiment

	E_1	E_2	E_3	E_4	样本数		准确率/%
					训练集	测试集	
正常状态	1.107 856	1.046 769	1.040 198	1.658 779	50	20	98.0
	1.151 562	1.120 824	0.982 910	1.933 162			
	0.856 226	0.876 202	0.945 798	2.408 722			
左右偏转	7.009 040	0.625 644	7.052 528	4.231 647	50	15	98.0
	6.832 366	0.741 283	5.069 548	2.762 607			
	6.945 105	0.712 245	6.616 059	3.576 928			
上下俯仰	0.962 093	0.927 706	1.126 263	0.870 745	50	15	97.0
	0.963 685	0.965 739	1.018 819	0.989 419			
	1.198 012	0.999 314	1.259 405	0.825 243			
合计	—	—	—	—	150	50	97.5



(a) 正常状态(图中绿灯亮)



(b) 左右偏转(图中红灯亮)



(c) 上下俯仰(图中红灯亮)

图 11 面部朝向检测实验

Fig. 11 Experiments of face orientation detection

3 结 语

本文提出了一种利用面部视觉特征信息融合进行面部朝向估计的方法. 其中,将 AdaBoost 与肤色模型结合进行人脸检测,取得了比较好的效果. 在人脸特征检测基础上,利用面部特征与面部轮廓间的位置关系构造特征向量,最后基于 SVM

对面部朝向进行推断. 文中没有对不同光照条件下的特征检测问题进行深入分析,在外界光照环境复杂的情况下,特征的可靠检测是下一步亟待解决的问题.

参考文献:

[1] WU Yi-hu, LI Jia-jia, YU Dan, et al. Research on

- quantitative method about driver reliability [J]. **Journal of Software**, 2011, **6**(6):1110-1116.
- [2] Yeo M V M, LI Xiao-ping, SHEN Kai-quan, *et al.* Can SVM be used for automatic EEG detection of drowsiness during car driving? [J]. **Safety Science**, 2009, **47**(1):115-124.
- [3] Khushaba R N, Kodagoda S, Lal S, *et al.* Driver drowsiness classification using fuzzy wavelet-packet-based feature-extraction algorithm [J]. **IEEE Transactions on Biomedical Engineering**, 2011, **58**(1):121-131.
- [4] Wang Jyun-guo, Lin Cheng-jian, Chen Shyi-ming. Applying fuzzy method to vision-based lane detection and departure warning system [J]. **Expert Systems with Applications**, 2010, **37**(1):113-126.
- [5] Benoit A, Caplier A. Motion estimator inspired from biological model for head motion interpretation [C] // **Proceedings of International Workshop on Image Analysis for Multimedia Interactive Services (WIAMIS05)**. Piscataway:IEEE, 2005.
- [6] Hansen M F, Atkinson G A, Smith L N, *et al.* 3D face reconstructions from photometric stereo using near infrared and visible light [J]. **Computer Vision and Image Understanding**, 2010, **114**(8):942-951.
- [7] Viola P, Jones M J. Robust real-time face detection [J]. **International Journal of Computer Vision**, 2004, **57**(2):137-154.
- [8] CHU Jiang-wei, JIN Li-sheng, TONG Bing-liang, *et al.* A monitoring method of driver mouth behavior based on machine vision [C] // **2004 IEEE Intelligent Vehicles Symposium**. Piscataway:IEEE, 2004:351-356.
- [9] WANG Rong-ben, GUO Ke-you, SHI Shu-ming, *et al.* A monitoring method of driver fatigue behavior based on machine vision [C] // **IEEE IV 2003 Intelligent Vehicles Symposium, Proceedings**. Piscataway:IEEE, 2003:110-113.
- [10] van de Wetering H, van Overveld K. Chain codes and their application in curve design [J]. **Graphical Models and Image Processing**, 1996, **58**(5):464-470.
- [11] XU Lei, Oja E. Randomized Hough transform (RHT): basic mechanisms, algorithms, and computational complexities [J]. **CVGIP: Image Understanding**, 1993, **57**(2):131-154.
- [12] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks [J]. **Machine Learning**, 1995, **20**(3):273-297.
- [13] HU Shu-yan, ZHENG Gang-tie. Driver drowsiness detection with eyelid related parameters by support vector machine [J]. **Expert Systems with Applications**, 2009, **36**(4):7651-7658.

Driver's face orientation recognition based on SVM

ZHANG Ming-heng^{*1,2}, ZHENG Yu², ZHAO Yi-bing^{1,2}, GUO Lie^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Structural Analysis for Industrial Equipment, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China;

2. School of Automotive Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: Driver's spiritual state monitoring is important for reducing traffic accidents. Based on support vector machine (SVM), a face orientation recognition model with information fusion is presented. Firstly, based on the detected multiple visual features such as eyes, mouth and facial contours, the features' position variations during the head moving are analyzed. Then, the face orientation is estimated with these characteristics through SVM method. The experimental results show that the proposed method for features detection has good reliability and the face orientation can be inferred according to the relevant characteristics. It is clear that the proposed method has strong potential effectiveness to be applied to the driver's spiritual state monitoring.

Key words: machine vision; face orientation; support vector machine (SVM); driver assistance system