

# 基于 Kanade-Lucas 的人眼跟踪算法研究\*

杨晶东<sup>1,2</sup>, 杨敬辉<sup>3</sup>, 蔡则苏<sup>2</sup>

(1. 上海理工大学 光电信息与计算机工程学院, 上海 200093; 2. 哈尔滨工业大学 计算机科学与工程学院, 哈尔滨 150001; 3. 上海第二工业大学 经济管理学院, 上海 201209)

**摘要:** 在基于 AdaBoost 算法识别驾驶员眼部疲劳状态时, 环境光照、视角的频繁变化是影响识别稳定性的重要因素, 为此提出了一种基于 Kanade-Lucas(K-L) 光流跟踪与 AdaBoost 级联分类器相结合的改进算法。该算法利用 AdaBoost 算法识别并存储人眼的角点特征, 在 AdaBoost 算法无法正确识别时, 利用 (K-L) 光流跟踪算法跟踪正确识别的角点有效地提高了人眼识别率, 降低了误识别率, 并降低了重复识别的运算量。

**关键词:** K-L 算法; AdaBoost 级联分类器; Harris 角点; 识别率

**中图分类号:** TP24      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2010)04-1575-03

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2010.04.0106

## Research of eye tracking method based on Kanade-Lucas optical algorithm

YANG Jing-dong<sup>1,2</sup>, YANG Jing-hui<sup>3</sup>, CAI Ze-su<sup>2</sup>

(1. School of Optical-Electrical & Computer Engineering, Shanghai University Science & Technology, Shanghai 200093, China; 2. School Computer Science & Technology, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China; 3. School of Business Management, Shanghai Second Polytechnic University, Shanghai 201209, China)

**Abstract:** The sudden change of the lighting or view angle will lead to the decreasing of the eye recognition rate very much. So advanced a new algorithm, which combined the Kanade-Lucas optical algorithm (K-L) with the AdaBoost cascade classifier. This algorithm recognized and saved the Harris corner using the AdaBoost algorithm. Those saved corner features would be tracked using K-L algorithm, if the AdaBoost algorithm did not recognize them again. The method does not change the number of cascade classifier and the field of image pixels, but the recognition rate is higher, the misrecognition rate is lower, and reduces the iterate computation of identification efficiently.

**Key words:** Kanade-Lucas algorithm; AdaBoost cascade classifier; Harris corner; recognition rate

近年来驾驶员疲劳检测方法较多, 如道路追踪器、PERCLOS、基于 Gabor 小波、基于三层 BP 网络<sup>[1-4]</sup> 以及 AdaBoost 级联分类器方法。通常的方是基于 AdaBoost 级联分类器技术<sup>[5]</sup>, 该方法通过对多种正、反例样本进行训练获得较为准确的结果, 但级联分类器无法在保证排除大部分非人眼的同时又保证使全部人眼通过; 而且车内的光线变化、画面的抖动等因素会严重影响人眼特征的识别, 使漏检率大幅提高。那么如何减少这些环境因素引起的人眼误识别? 本文提出了利 K-L 光流跟踪和 AdaBoost 级联分类器相结合的识别算法。利用 K-L 光流算法对 AdaBoost 级联分类器识别的人眼特征进行跟踪, 并存储和更新这些特征点在图像中的像素位置, 既减少了环境光线、视角变化引起的人眼识别误差, 又减少了对人眼特征重复识别的资源开销。

### 1 AdaBoost 级联分类器

AdaBoost 算法是在 Boosting 算法的基础上由 Freund 等人于 1995 年提出的。AdaBoost 算法允许设计者不断加入新的弱分类器, 直至达到某个预定足够小的误差率。为了找到这样的特征, 可以将弱分类器设计为选择那些能够对正负样本进行最

好分离的单一-矩形特征, 即用每一个 Haar-like 特征来构造一个分类器, 并用一个阈值分类函数表示:

$$h_i(x) = \begin{cases} 1 & f_i(x) > \theta_i \\ 0 & f_i(x) < \theta_i \end{cases} \quad (1)$$

其中:  $\theta_i$  为阈值;  $x$  为图片样本的一个子窗口,  $f_i(x)$  为  $x$  上的第  $i$  个 Haar-like 矩形特征。通过计算所有的  $h_i(x)$  找到一个错误分类的样本数最少的特征  $f_i$ , 其对应的  $h_i(x)$  便为一个最优的弱分类器。可以看到, 一个较低的阈值可以产生一个高识别率的分类器, 但它误识别率也相应很高; 相反, 较高的阈值可以产生一个低识别率、低误识率的分类器。

由 AdaBoost 算法的特点可知, 通过增加 AdaBoost 算法中的循环次数  $T$  可以使得最终的强分类器的分类误差尽量地小, 从而提高检测的准确率。但是随着  $T$  值增加, 强分类器中所包含的弱分类器的数目也不断增加, 就使得检测过程中的计算量增大。可以考虑采用级联分类器 (cascade) 的方法来对强分类器进行组合, 按照误识率由大到小的顺序排列强分类器, 从而达到提高效率的目的。由级联分类形式和构造过程可知, 级联分类器的误识率  $F$  为各级强分类器的误识率  $f_i$  的乘积, 同时级联分类器的总体识别率  $D$  也为各级强分类的识别率  $d_i$  的

收稿日期: 2009-08-10; 修回日期: 2009-09-13      基金项目: 国家“863”计划资助项目(2006AA04Z259); 上海市教育委员会科研创新资助项目(10YZ207); 上海理工大学教师创新建设项目(GDCX-Y-107)

作者简介: 杨晶东(1973-), 男, 黑龙江齐齐哈尔人, 博士, 主要研究方向为移动机器人自主导航、机器视觉(eerfriend@163.com); 杨敬辉(1968-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为管理信息系统、数据挖掘; 蔡则苏(1968-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为移动机器人、虚拟现实。

乘积,即

$$F = \prod_{i=1}^N f_i \quad (2)$$

$$D = \prod_{i=1}^N d_i \quad (3)$$

其中:  $N$  为级联分类器的级数。

如果不断增加级联分类器,在减小误识率的同时也会减小识别率,使得许多人脸区域被错误排除,而且也会增加识别的时间,因此不可能无限地增加级联分类器的级数。由式(1)可知适当地降低阈值  $\theta$  可以提高识别率,但也会增加误识率。因此,无论是增加级数还是降低阈值,都无法降低误识率而又提高识别率。这也是制约 AdaBoost 算法在疲劳驾驶检测系统应用的一个重要问题。

## 2 角点检测算法

角点是图像的一种重要局部特征,能反映出图像轮廓的许多信息,也是影响 K-L 光流算法检测效果的重要因素。通常是以图像亮度或边缘变化作为依据,本文采用了基于亮度的 Harris 角点检测方法。Harris 算子<sup>[6]</sup>是由 Harris 等人提出的,该方法使用图像的一阶差分计算每个像素平均梯度的平方矩阵,通过特征值分析出角点的位置。由于微分运算通常会放大噪声,所以在计算过程中,首先对图像进行高斯平滑,然后再分别计算  $x$  方向和  $y$  方向上亮度梯度值。设  $I(x, y)$  表示图像中坐标  $(x, y)$  像素点的灰度值,利用 Sobel 算子计算图像梯度。

设  $I_x$  为  $x$  方向上的梯度,  $I_y$  为  $y$  方向上的梯度,则通过 Sobel 算子可得到  $I_x$  和  $I_y$  的计算公式:

$$I_x(x, y) = [I(x+1, y-1) + 2I(x+1, y) + I(x+1, y+1)] - [I(x-1, y-1) + 2I(x-1, y) + I(x-1, y+1)] \quad (4)$$

$$I_y(x, y) = [I(x-1, y+1) + 2I(x, y+1) + I(x+1, y+1)] - [I(x-1, y-1) + 2I(x, y-1) + I(x+1, y-1)] \quad (5)$$

通过式(4)和(5)可以计算得到图像中每一个像素点的差分相关矩阵  $M$ :

$$M = \begin{bmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{bmatrix} \quad (6)$$

Harris 等人<sup>[7]</sup>证明:如果一个点差分相关矩阵的两个特征值都很大,那么该点就可以认为是角点。因此,可以计算每个像素点矩阵  $M$  的特征值并保留特征值中较小者,然后对计算得到的所有点的特征值进行非最大值抑制,即仅保留在  $3 \times 3$  邻域中的局部特征值最大值点。

## 3 基于 K-L 光流跟踪算法

当检测到角点后就可以利用 K-L 算法对检测到的角点进行跟踪和定位。K-L 算法主要是通过计算待跟踪特征点区域在相邻两帧间灰度差平方和(设为  $\varepsilon$ )的最小值来实现定位,即在当前帧中找到与上一帧中待跟踪特征点区域亮度差别最小点,并认为它与待跟踪特征点是同一点<sup>[8-10]</sup>。

设当前帧  $(X, Y)$  特征点亮度值为  $I(X, Y, T+t)$ , 并设它在前一帧位置为  $(X-x, Y-y)$ , 且其亮度值为  $I(X-x, Y-y, T)$ , 因此在光照条件不变的情况下有

$$I(X, Y, T+t) = I(X-x, Y-y, T) \quad (7)$$

而通常情况下由于光线变化而引入噪声,设其为  $n(X, Y)$ , 因而有

$$I(X, Y, T+t) = I(X-x, Y-y, T) + n(X, Y) \quad (8)$$

$n(X, Y)$  平方的积分即为灰度差平方和  $\varepsilon$ , 即

$$\varepsilon = \iint n^2(X, Y) dXdY = \iint [I(X, Y, T+t) - I(X-x, Y-y, T)]^2 dXdY \quad (9)$$

K-L 算法目的就是找到使得  $\varepsilon$  取最小值时的未知量  $d = (dx, dy)^T$ 。令  $X = (X, Y)^T$ ,  $A(X-d) = I(X-x, Y-y, T)$ , 则当  $d$  为一且与  $X$  比可忽略的小量时,对  $A(X-d)$  进行一阶泰勒公式展开并忽略高次项有

$$A(X-d) = A(X) - (A'_x(x) - A'_y(y))d \quad (10)$$

其中  $A'_x$  和  $A'_y$  分别是  $A$  在  $x$  和  $y$  方向的偏导数,可设  $g = (A'(X)_x, A'(X)_y)^T$ 。

将式(10)带入式(9)可得

$$\varepsilon = \iint [B(X) - A(X) + g^T d]^2 dX \quad (11)$$

求  $\varepsilon$  极小值可令

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} = \iint 2[B(X) - A(X) + g^T d] \times g dX = 0 \quad (12)$$

可得

$$(\iint g g^T dX) d = \iint (B(X) - A(X)) g dX \quad (13)$$

即

$$\iint \begin{pmatrix} A'_x(X)^2 & A'_x(X)A'_y(X) \\ A'_x(X)A'_y(X) & A'_y(X)^2 \end{pmatrix} dX \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix} = \iint (B(X) - A(X)) \begin{pmatrix} A'_x(X) \\ A'_y(X) \end{pmatrix} dX \quad (14)$$

通过求解方程(14)可得到特征点相对于上一帧图像的位移量  $(x, y)$ , 从而实现了特征点的跟踪。

当人眼特征检测时,对于每一帧图像在某一区域用 AdaBoost 算法找到人眼时进行角点检测,并存储检测到的角点像素坐标值;而当 AdaBoost 算法无法找到人眼时,对上一帧存储的角点利用 K-L 光流算法进行跟踪。只要 AdaBoost 算法能识别出一次人眼,那么就可以利用 K-L 光流算法进行跟踪,不会出现漏识别的情况。具体过程如下:

- a) 从视频流读取一帧。
- b) 利用 AdaBoost 算法进行人眼检测。
- c) If 第一次识别出人眼并确定人眼位置; then 进行角点检测并存储更新以及利用 K-L 算法跟踪人眼位置。
- d) 继续读取下一帧视频流。
- e) If 未能有效检测出人眼位置, then 利用 K-L 算法跟踪检测出的角点位置的变化。
- f) Else 利用 AdaBoost 算法进行人眼检测。
- g) 后续的人眼状态识别。

根据以上分析可知 K-L 算法跟踪效率取决于 AdaBoost 算法的识别率,通过对 AdaBoost 算法特点可知 AdaBoost 算法的误识率较低,识别率较高。因此利用 K-L 算法对人眼特征跟踪识别率也会较高。

## 4 人眼跟踪实验分析

由于 AdaBoost 检测算法的误识率很低,可以在 K-L 光流算法与 AdaBoost 算法都能检测到入眼时近似把 AdaBoost 检测结果作为实际人眼位置,分别记录 K-L 光流算法和 AdaBoost 算法所检测到的人眼中心位置的横、纵坐标并进行比较,以此判断 K-L 算法识别效果。

在本实验中一共记录了 400 多对检测结果,图 1 和 2 分别

给出了 K-L 算法和 AdaBoost 算法所检测到的人眼中心位置横、纵坐标的对比曲线。从这两幅图中可以看出,在横、纵两个方向上两种算法的检测结果比较接近,除了在第 150 帧附近有微小差别之外多数情况下两种算法的检测结果是重合的,而且随着检测时间的增加并没有出现检测误差扩大的趋势,这说明 K-L 算法是比较稳定的。

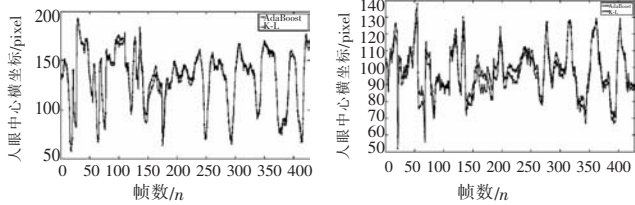


图 1 AdaBoost 算法和 K-L 算法检测到的人眼中心位置的横坐标的对比曲线

图 2 AdaBoost 算法和 K-L 算法检测到的人眼中心位置的纵坐标的对比曲线

图 3 给出了两种方法检测的中心点之间欧式距离曲线。可以看到两种算法检测到的人眼中心平均距离约为 5.5 个像素,而通常检测到眼部矩形区对角线长度为 80 像素,误差不超过 7%,能够满足整个识别过程的精度要求。从图中可以看到,在 150~180 帧内 K-L 算法检测到的人眼位置与实际位置偏差较大,最大约为 15.3 个像素,占到了人眼矩形框对角线近 20%,这是角点的局部极大值特性引起的。K-L 算法可在两帧较小范围内准确对特征点进行跟踪,而当两帧之间角点距离变化较大时,如光线明显变化或画面剧烈抖动等,K-L 算法将无法准确跟踪角点而产生跟踪误差,但 AdaBoost 算法通常有较高识别率,可在 AdaBoost 算法能够识别人眼时不断进行角点的重新检测,使 K-L 光流算法能及时得到修正,从而提高整体过程人眼定位的精度。

图 4 给出了利用 K-L 和 AdaBoost 级联分类器结合识别人眼的全过程系统主界面。其中 (a) 是利用 AdaBoost 级联分类器对正反例人眼样本进行训练获得各级联分类器,从而获得了较为精确的人眼像素坐标,并能较为准确地判断人眼当前状态;(b) 给出了在 AdaBoost 级联分类器识别人眼位置基础上利用 K-L 算法进行角点特征跟踪的情况。当环境光照或摄像机视角发生变化时,虽然 AdaBoost 算法没有准确识别当前人眼位置,却记忆了上次光照和视角没有变化时的眼部各角点特征,并利用 K-L 算法跟踪人眼移动位置和方向,准确地识别人眼移动后的最终位置。可见此算法在一定程度上解决了视角或光线变化对人眼状态识别的影响,确保人眼识别的鲁棒性。

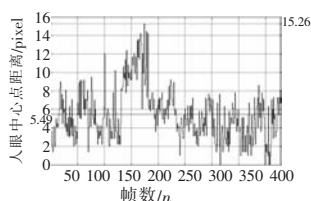


图 3 每一帧中两种算法检测到的人眼中心点距离的曲线



图 4 基于 K-L 光流算法与级联分类器结合人眼识别结果

图 5 给出了针对图 4(a) 中 AdaBoost 算法识别人眼初始位置,在各种环境光照条件下利用 K-L 算法对眼部特征跟踪识别的情况。其中 (a)~(d) 为正常室内光照强度下的检测结果;(e)~(h) 为光照较弱的室内环境下针对各种视角人眼区域的角点识别跟踪情况;(i)~(l) 为光照较强的室内环境下针对各种视角人眼区域的角点识别跟踪情况。由此可见,K-L 算法可以在 AdaBoost 分类器的识别结果基础上对不同光照、不

同视角人眼位置对特征角点进行较准确的定位跟踪,具有较准的比例尺度不变性和防射不变性,能够适应驾驶室内环境下驾驶员人眼状态的检测。

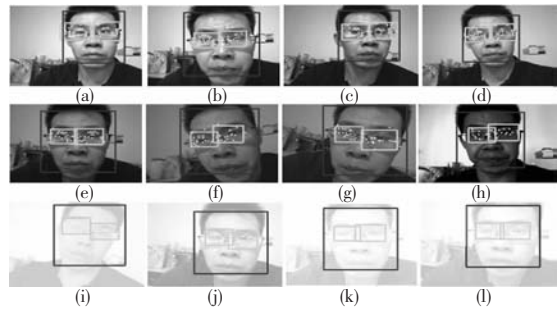


图 5 K-L 光流算法的跟踪结果

除了对人眼定位的可靠性考虑之外,本文还考虑了人眼识别的实时性。本系统采用 USB 通信接口的摄像机以及笔记本处理器,因此数据传输率对人眼识别的实时性有一定影响,现有程序的处理速度为 16 fps,可在人眼位置相对稳定时准确识别,并能及时为驾驶员提供预警信息。如果采用具有串口摄像机以及配有图像采集卡的嵌入式处理器,那么处理速度可以提升到双向传输 120 fps,会极大地提高人眼识别的实时性能。

### 5 结束语

本文介绍了角点的检测方法以及以角点作为特征点进行光流跟踪的 K-L 光流算法,并提出了 AdaBoost 级联分类器与基于 K-L 光流跟踪算法相结合的人眼检测方法。在训练分类器的基础上增加了对特征点进行实时 K-L 算法跟踪,此方法可以在一定程度上确保视角和光线变化时人眼识别精度,有效地减少单目摄像机视角或光线变化引起的识别盲区,提高人眼识别的鲁棒性。

### 参考文献:

- [1] BAWA M, MANKU S G, RAGHAVAN M P. SETS: search enhanced by topic segmentation [C]//Proc of the 26th ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval. 2003:306-313.
- [2] 傅向华,冯博琴,马兆丰,等.基于主题划分的有组织 P2P 搜索算法[J].西安交通大学学报,2005,39(12):1327-1330.
- [3] MENASC E D A, KANCHANAPALLI L. Probabilistic scalable P2P resource location services [J]. ACM SIGMETRICS Performance Evaluation Review, 2002, 30(2):48-58.
- [4] 陈海涛,龚正虎,黄遵国. GBSS: 基于分组的语义搜索 [J]. 通信学报, 2006, 27(1):21-27.
- [5] 郭烈,王荣本,张明恒,等. 基于 AdaBoost 算法的行人检测方法 [J]. 计算机工程, 2008, 34(3):202-204.
- [6] 陈乐,吕文阁,丁少华. 角点检测技术研究进展 [J]. 自动化技术与应用, 2005, 24(5):1-4,8.
- [7] HARRIS C, STEPHENS M. A combined corner and edge detector [C]//Proc of the 4th Alvey Vision Conference. 1988:147-151.
- [8] AMBEKAR O, FERNANDES E, HOEPFEL D. A feature based motion estimation for vehicle guidance [C]//Proc of Computer Vision and Graphics. Netherlands: Springer, 2006:703-708.
- [9] STAMOU G N, KRINIDIS M, NIKOLAIDIS N, et al. A monocular system for person tracking: implementation and testing [J]. Journal on Multimodal User Interfaces, 2007, 1(2):31-47.
- [10] LUCAS B D. Generalized image matching by the method of differences [R]. Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University, 1984.