

1-3-2019

Facial Feature Points Tracking System and Simulation Analysis

MingZe Yuan

1. The Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device Institute of Computing Technology Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; ;2. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China;

Shihong Xia

1. The Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device Institute of Computing Technology Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; ;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Facial Feature Points Tracking System and Simulation Analysis

Abstract

Abstract: Obtaining facial feature points from images are one of the fundamental research issues in computer vision and graphics. At present, most of face alignment methods obtain the position information of face feature points from a single static picture, i.e., a single still picture detection. Although these methods have obtained relatively accurate detection results, in the detection of feature points of continuous picture sequences, the feature point jitter may occur due to environmental changes such as illumination and background. Therefore, an embedded tracking system for a human face feature points is constructed *using a tracking-based method for acquiring facial feature point positions from successive picture sequences*. Simulation results show that this method is effective.

Keywords

facial feature points detection, face tracking, embedded system, video processing

Recommended Citation

Yuan MingZe, Xia Shihong. Facial Feature Points Tracking System and Simulation Analysis[J]. Journal of System Simulation, 2018, 30(12): 4618-4624.

人脸特征点跟踪系统与仿真分析

袁铭择^{1,2}, 夏时洪¹(1.中国科学院计算技术研究所 前瞻研究实验室 移动计算与新型终端北京市重点实验室, 北京 100190;
2. 中国科学院大学, 北京 100049)

摘要: 从图像中获取人脸特征点是计算机视觉和图形学领域的基础研究问题之一。目前大多数人脸特征点检测方法是从小张静态图片中获取人脸的特征点位置信息, 即单张静止图片检测。这些方法虽然获得了较为精确的检测结果, 但是在处理视频等连续的图片序列时, 由于光照、背景环境变化等, 会造成特征点抖动等问题。因此需要使用基于跟踪方法构建人脸特征点跟踪系统, 从连续图片序列中获取人脸特征点位置信息。经过仿真实验, 结果证明该系统鲁棒、可行。

关键词: 人脸特征点检测; 人脸跟踪; 嵌入式系统; 视频处理

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2018) 12-4618-07

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201812016

Facial Feature Points Tracking System and Simulation Analysis

Yuan MingZe^{1,2}, Xia Shihong¹

(1.The Beijing Key Laboratory of Mobile Computing and Pervasive Device Institute of Computing Technology Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2.University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China)

Abstract: Obtaining facial feature points from images are one of the fundamental research issues in computer vision and graphics. At present, most of face alignment methods obtain the position information of face feature points from a single static picture, i.e., a single still picture detection. Although these methods have obtained relatively accurate detection results, in the detection of feature points of continuous picture sequences, the feature point jitter may occur due to environmental changes such as illumination and background. Therefore, an embedded tracking system for a human face feature points is constructed using a tracking-based method for acquiring facial feature point positions from successive picture sequences. Simulation results show that this method is effective.

Keywords: facial feature points detection; face tracking; embedded system; video processing

引言

人脸特征点检测是计算机视觉和图形学领域中关键的技术之一, 有着广泛的应用, 如动画制作、智能安防、人脸识别、人机交互等领域。目前, 从

单张图片中获取人脸特征点位置的技术已经较为成熟, 但是这些方法的应用场景依然限制在室内光照变化较小的环境。对于光照变化、头部大角度旋转和遮挡这些情况, 人脸特征点检测依然较难获得准确的结果。在从视频中提取人脸特征点时, 如果使用处理静态图片的方法获取人脸特征点, 由于上述原因, 会导致从视频中检测到的人脸特征点序列不连续, 出现抖动等瑕疵现象。因此, 如何鲁棒地从视频中获取人脸特征点依然是一个待解决的问题, 尤其是在户外场景, 光照变化大的情况下的人



收稿日期: 2018-07-22 修回日期: 2018-08-17;
基金项目: 国家自然科学基金(61772499);
作者简介: 袁铭择(1988-), 男, 北京, 博士生, 研究方向为人体运动仿真; 夏时洪(1974-), 男, 四川, 博士, 研究员, 博导, 研究方向为计算机图形学、计算机视觉、人工智能。

<http://www.china-simulation.com>

• 4618 •

脸特征点捕获,更是一个十分有挑战性的问题。虽然使用一些简单的技巧,如优化初始值等,可以改善这种状况,但是依然不能取得很好的效果。

本文提出了一种基于卡尔曼滤波器的从视频中跟踪人脸特征点的方法。该滤波器通过前一时刻的运动先验信息,对当前帧的人脸检测结果进行约束,从而提高了视频中人脸特征点检测的鲁棒性。此外,视频中的人脸特征点跟踪技术的应用场景,通常对检测设备的体积和功耗都有限制。所以我们基于该算法构建了一个低功耗、低成本的嵌入式 SOC 的人脸特征点跟踪系统。经仿真实验证明,该系统鲁棒、精度高。

1 人脸特征点跟踪系统

该人脸跟踪系统由人脸特征点跟踪软件和嵌入式硬件平台组成,系统结构图见图 1。

随着如树莓派、96Boards 等嵌入式开源硬件平台的出现,为快速搭建系统硬件原型和系统的仿真提供了极大的便利。本文采用了 Firefly-RK3399 嵌

入式开源硬件作为硬件开发平台。该开发板的 CPU 是基于 ARM 的 SOC RK3399,板载 2G DDR3 RAM,操作系统采用基于 Linux 的 Debain 发行版, Linux 的内核版本为 4.14。

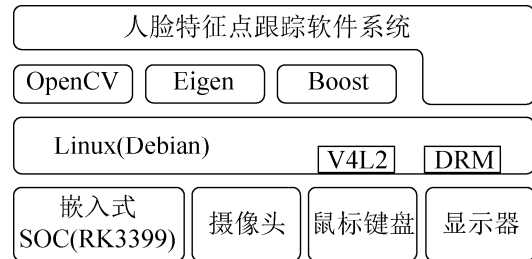


图 1 人脸特征点跟踪系统结构图

Fig. 1 Structure of face feature point tracking system

该系统的人脸特征点跟踪软件使用 C++ 实现,并基于 OpenCV, Boost 等开源库,为系统移植到嵌入式硬件平台提供了极大便利。其中人脸特征点检测算法采用了基于级联回归器的方法,并借助卡尔曼滤波器对特征点进行跟踪。本算法的结构如图 2 所示。

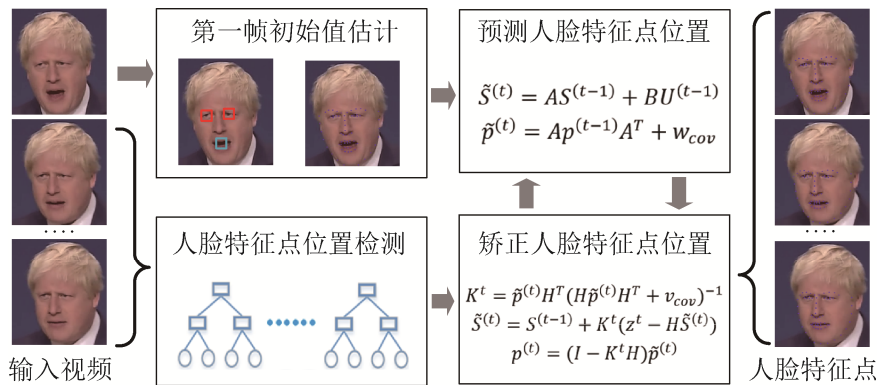


图 2 人脸跟踪对齐算法的系统结构图

Fig. 2 Structure of face tracking alignment system

2 人脸特征点检测

本文使用 Viola-Jones 算法^[1]从图片中提取人物的脸部区域,并使用级联回归器检测人脸特征点。

2.1 人脸特征点检测方法

目前的人脸特征点检测方法,根据算法中是否

使用了局部特征点检测器(Patch Export)对局部特征点回归,可分为基于局部特征的方法和基于全局回归的方法。

基于局部特征的方法通过特征点回归模型(Patch Export)对局部特征点的位置进行检测,并通过形状模型对局部的特征点位置进行约束。常用的局部特征点检测方法为以下三类:基于分类的方

法,如支持向量机等;基于回归的方法,如支持回归模型和 CCNF^[2](Continuous Conditional Neural Fields)等;基于投票的方法,如随机蕨等。这些方法根据输入的图片获得局部特征点的响应信息,从而对局部特征点的位置进行调整。为了使经过局部调整后的特征点依然保持人脸形状,该方法使用了点分布模型对人脸形状进行约束。点分布模型方法是一种基于可变形的点分布形状的方法,它不仅应用于人脸的特征点获取,也应用于医学图像处理 and 肢体检测等。其数学模型为 $x = \bar{x} - Pb$, 其中 \bar{x} 为平均人脸, b 为人脸表情的主成分分量, P 为各个分量的权重信息。

另一种人脸特征点检测方法是基于全局回归的方法,如 CLM、SDM^[3]等。该方法具有结构简单,运行效率高等特点,最近得到了广泛的关注。该方法通过全局优化或者整体回归的方式,通过图片中的特征提取全部人脸特征点位置。回归过程通常需要经过多次迭代,从初始的粗略结果逐步逼近人脸特征点位置真值。其中所用的图片特征包括 SIFT、HOG 和像素差等,回归的方法包括随机蕨、随机森林等。近年来,深度学习框架也被应用于人脸特征点检测中,该方法将图像特征提取和人脸特征点回归整合到一起。

文本使用基于级联回归器的方法进行人脸特征点检测。虽然该算法的精度略低于基于 CNN 的方法,但是可以满足一般应用场景的需求。此外,这种基于级联回归器的方法计算量小,便于应用于低成本、低功耗的嵌入式设备。

2.2 基于级联回归器的特征点检测算法

本系统人脸特征点检测方法选用了 Kazemir 等^[4]提出的级联回归器方法。该方法运行效率高,因此适用于对算法运行效率要求较高、处理能力较差的嵌入式设备。该算法使用随机像素点对的像素色彩差作为回归的图像特征,通过级联回归器回归,逐步减小人脸的特征点位置的估计值与真值之间的残差,从而定位人脸特征点位置。其中,每个级联

的回归器采用了 Gradient Boosting 技术,通过组合若干弱分类器(回归树),对弱回归器的分类结果进行提升。具体的算法流程如下面伪代码所示:

```

for  $t = 1 \rightarrow T$ 
 $S^{(t)} = S^{(t-1)} + \tau_t(I, S^{(t-1)})$ 
 $\Delta S^{(t)} = S^{(t)} - S^{(t-1)}$ 
 $f_0(I, S^{(t)}) = \arg \min \sum_{i=1}^N \|\Delta S_i^{(t)} - \gamma\|$ 
for  $k = 1 \rightarrow K$ 
for  $i = 1 \rightarrow N$ 
 $\gamma_{ik} = \Delta S^{(t)} - f_{k-1}(I, S^{(t)})$ 
根据  $\gamma_{ik}$  建立回归树  $g_i(I, S^{(t)})$ 
 $f_k(I, S^{(t)}) = f_{k-1}(I, S^{(t)}) + v g_i(I, S^{(t)})$ 
 $\tau_t(I, S^{(t)}) = f_K(I, S^{(t)})$ 

```

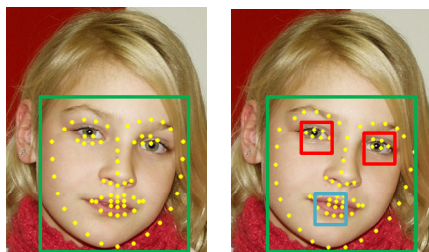
式中: S 代表人脸特征点位置信息,是特征点坐标组成的一组列向量。 f 表示回归函数,计算 f_0 时根据随机生成一系列像素强度差的阈值作为候选节点,选出其中残差下降最快的一组特征点 γ 建立初始回归方程。 $S^{(t)}$ 表示级联了 t 个回归器后的结果, τ_t 表示第 t 个回归器。 r_{ik} 表示第 k 个回归树,针对第 i 张训练图片的特征点估计值与真值之间的残差。回归器数量为 T , K 个回归树, N 张训练图片。

2.3 特征点检测初值

人脸特征点检测算法,在检测过程中设置初始的人脸特征点位置时,常用的方法是根据检测到的人脸位置,放置特征点的平均形状作为人脸特征点的初始位置。特征点的平均形状是由所有采集到的人脸点分布形状取平均值得到。

当进行人脸跟踪首次检测到人脸特征点时,为获取较好的初值,我们根据人脸检测结果,再分别检测左眼,右眼和嘴部在图片中的位置,预估人脸特征点在图片中的初始位置。这里使用 Kabsch 算法^[5]获得平均形状中这 3 个位置,到图像中检测到的位置之间的刚体变换矩阵。将该刚体变换应用于平均人脸进行变换,以获得更好的初值。过程如图 3 所示:(a)中黄色的点为根据检测到的人脸放置的平均人脸位置,(b)中红色的方框和蓝色的方框分别代

表检测到的眼睛和嘴的位置, 黄色的点是根据人眼和嘴部的位置进行旋转后的平均人脸的结果, 可见 (b) 中经过变换后的人脸特征点平均值更接近真值。



(a) 原始人脸特征点初值 (b) 预估的人脸特征点初值

图 3 预估人脸特征点位置

Fig. 3 Estimated position of face feature points

3 人脸特征点跟踪

由于相机成像和光照变化等形成的图像中的噪音, 会造成人脸特征点检测不准确, 从而导致从视频中检测出的人脸特征点不稳定, 即连续图片序列中检测出的人脸特征点发生抖动。为此我们在检测的同时加入了跟踪的策略, 修正和优化人脸特征点的检测结果。常用的跟踪算法包括粒子滤波^[6]、MeanShift^[7]等。本文使用了卡尔曼滤波器用于特征点的跟踪。

3.1 卡尔曼滤波模型

由于采集的图片中光照和环境变化形成的噪音通常服从正态分布, 为此我们选用卡尔曼滤波器^[8]对人脸的特征点位置进行跟踪。该方法计算效率高, 效果好, 被广泛用于信号处理和计算机视觉领域。卡尔曼滤波器由两个部分组成, 一个是系统模型, 另一个是测量模型。

系统模型为 $S^{(t)} = AS^{(t-1)} + BU^{(t-1)} + W^{(t-1)}$, $S^{(t)}$ 表示当前人脸的特征点位置。 $S^{(t)}$ 是由系统预测得到的人脸特征点位置和检测得到的人脸特征点位置共同决定。其中 A 表示系统状态转移矩阵, 用于从状态 $S^{(t-1)}$ 预测人脸特征点的位置。 B 表示输入控制矩阵, 用于衡量外界输入对系统的影响。 $W^{(t-1)}$ 表示 $t-1$ 时刻的系统噪音, 本系统假设该噪音服从均值为 0, 方差为 w_{cov} 的正态分布。根据经验观察

我们可假设人脸特征点的运动是匀加速运动的^[9]。因此, 系统的状态矩阵 $S^{(t)}$ 中的每个特征点的状态可以表示为在二维图像上该点的位置, 移动速度, 加速度组成的 6 元组组成的列向量。系统状态转移矩阵 A 和系统噪音的协方差矩阵 w_{cov} 的表示如下:

$$A = \begin{bmatrix} 1 & 0 & \delta & 0 & \frac{1}{2}\delta^2 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & \delta & 0 & \frac{1}{2}\delta^2 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & \delta & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & \delta \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

$$w_{cov} = \begin{bmatrix} \frac{1}{4}\delta^4 & 0 & \frac{1}{2}\delta^3 & 0 & \frac{1}{2}\delta^2 & 0 \\ 0 & \frac{1}{4}\delta^4 & 0 & \frac{1}{2}\delta^3 & 0 & \frac{1}{2}\delta^2 \\ \frac{1}{2}\delta^3 & 0 & \delta^2 & 0 & \delta & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}\delta^3 & 0 & \delta^2 & 0 & \delta \\ \frac{1}{2}\delta^2 & 0 & \delta & 0 & 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{2}\delta^2 & 0 & \delta & 0 & 1 \end{bmatrix} \alpha$$

其中: δ 表示两帧图像之间的时间间隔; α 根据经验设置为 3。

测量模型表示 $z^t = HS^t + v^t$, z^t 表示测量数据, v^t 表示测量中存在的误差, 即测量噪音, 定义为均值为 0, 方差为 $v_{cov} = I\beta$ 的正态分布, 其中 I 是 2 行 2 列的单位矩阵, 在系统实现过程中根据经验将 β 设置为 10。 H 表示观察矩阵, 用于将系统的当前真实状态映射到测量空间, 其定义为:

$$H = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

3.2 卡尔曼滤波的迭代求解

卡尔曼滤波模型由以上系统模型和测量模型两部分组成^[10]。在进行人脸特征点跟踪的过程中,

通过递归的方式不断的优化求解。该递归求解可分为预测和更新两个阶段。在预测阶段，前一帧检测的人脸特征点位置对当前的特征点位置进行预测，得到预测位置 $\tilde{S}^{(t)}$ 。 p 为误差矩阵，其初始值设置为单位矩阵， \tilde{p} 为预测的误差变量。预测的计算过程如公式(1)和(2)所示：

$$\tilde{S}^{(t)} = AS^{(t-1)} + BU^{(t-1)} \tag{1}$$

$$\tilde{p}^{(t)} = Ap^{(t-1)}A^T + w_{cov} \tag{2}$$

在更新的过程中根据卡尔曼增益 K 、系统噪声和测量噪声，计算系统当前状态。更新过程计算如下公式(3)~(5)所示：

$$K^t = \tilde{p}^{(t)}H^T(H\tilde{p}^{(t)}H^T + v_{cov})^{-1} \tag{3}$$

$$S^{(t)} = \tilde{S}^{(t)} + K^t(z^t - HS^{(t)}) \tag{4}$$

$$p^{(t)} = (I - K^tH)\tilde{p}^{(t)} \tag{5}$$

3.3 算法有效性

本文选用了基于级联回归器的人脸特征点检测方法。该方法采用像素点对的颜色强度差作为特征，使用了级联回归器得到特征点变化的梯度方向。经过实验发现，该算法运行效率高。但是当脸部出现遮挡时，该方法检测特征点会失败，如 4.2 节所述。为此，我们基于人脸运动过程中，短时间内特征点空间位置的变化是线性、连续的，且回归得到的特征点位置与真值之间的偏差符合高斯分布的观察。在逐帧的人脸特征点估计方法的基础上引入 Kalman 滤波器，来消除特征点检测中的噪音，算法流程如图 2 所示。Kalman 滤波器根据之前检测的特征位置，和当前图像中检测到的特征点位置，对特征点的位置做无偏的最优估计。经过 4.2 节的实验发现，该方法可以有效提高检测算法的抗干扰能力和鲁棒性。

4 系统仿真实验

由于较难获得人脸特征点的真实位置，为了验证本文提出的系统的有效性，我们使用了公开的人脸特征点检测的视频数据集 300 VW^[11]，对系统进行仿真实验和测试。为了对我们提出算法的性能进行有效的评估，与本文提出的方法进行对比的方法

包括如下 2 个基准方法。基准方法一，基于级联回归器的逐帧检测方法，检测时每帧的初值特征点位置，为放置在检测到的人脸中心位置的人脸特征点分布的平均值。基准方法二：基于级联回归器的逐帧检测方法，每帧检测的初值使用上一帧检测的结果(Saragih 等^[12])。

4.1 系统实现与性能

在系统实现中人脸检测使用了 OpenCV 实现的 Viola-Jones 人脸检测算法。人脸特征点检测和卡尔曼滤波算法采用 C++实现。人脸特征点检测的级联回归器的训练参数见表 1。该算法在 Intel I7-7700HQ, 10G 内存的机器上获得一张图像的人脸特征点所消耗的平均时间为 0.2 ms。

表 1 人脸特征点检测的级联回归器的训练参数
Tab. 1 Training parameters of cascaded regression for face feature point detection

训练参数	数值
训练数据	Helen 数据集训练集
级联的回归器个数	10
回归树的最大深度为	6
随机像素坐标的数量	600
学习率	0.15
图像创建的形状数量	60

该人脸特征点跟踪系统采用嵌入式开发平台，该开发平台如章节 1 所述。经测试该系统平均的运行帧率为 14 帧/ s。该嵌入式人脸特征点跟踪系统如图 4 所示，其中红色框框出的是采集图像的摄像头，蓝色框的是嵌入式硬件平台，黄色框中为在输出设备上的显示的人脸特征点跟踪结果。

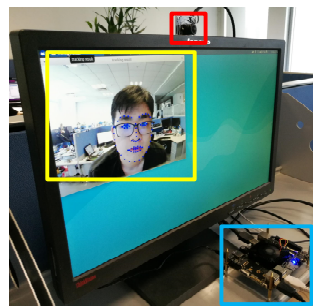


图 4 嵌入式人脸特征点跟踪系统
Fig. 4 Face feature point tracking embedded system

4.2 仿真实验

300VW 数据集中包含多个视频序列, 其中每一帧都标记了 68 个人脸特征点的真值(Ground Truth)。真值的标记方法与 300W^[13]的人脸特征点训练集相同。度量的标准为, 检测到的人脸特征点与真实值之间的均方根误差(RMSE)。在测试中, 如果方法在当前采集的图像中未检测出人脸, 将前一帧人脸特征点检测结果作为当前帧的初始值。

我们在 300VW 数据集上进行了测试, 该数据集中收集了不同场景不同人的 113 段视频, 限于篇幅本文列出了前 18 段视频的测试结果如表 2 所示, 部分图像对比结果如图 5 所示。由图 5 可知, 本文的方法人脸特征点检测结果更好。在表 2 中序号为“013”的视频中, 各个方法之间并未表现出明显的差异, 是因为视频中人物头部基本没有运动。在序号为“018”视频中, 方法一取得了较好的成果, 主要是由于该视频序列中人物头部晃动十分剧烈, 卡尔曼滤波器通过历史运动预测出错位的人脸特征点位置, 影响了检测效果。在 300VW 数据集所有的视频序列上, 方法一检测结果的平均 RMSE 为 0.21, 方法二检测结果的平均 RMSE 为 0.55, 我们的方法检测结果的平均 RMSE 为 0.06。

图 6 为在 300VW 的 001 视频中测试的误差结果。该视频的帧率为 25fsp, 共包含 1 573 帧图像。图 6 中横坐标是视频的帧号, 纵坐标是 RMSE。虽然方法二使用了前一帧的结果作为初值, 但是并未

获得更好的效果, 反而效果更差, 主要因为当人脸特征点检测失败后, 方法二使用前一帧错误的结果作为初值, 影响了下一帧的检测。但是我们的方法, 通过卡尔曼滤波器可以有效的避免错误, 使人脸特征点检测更加鲁棒。

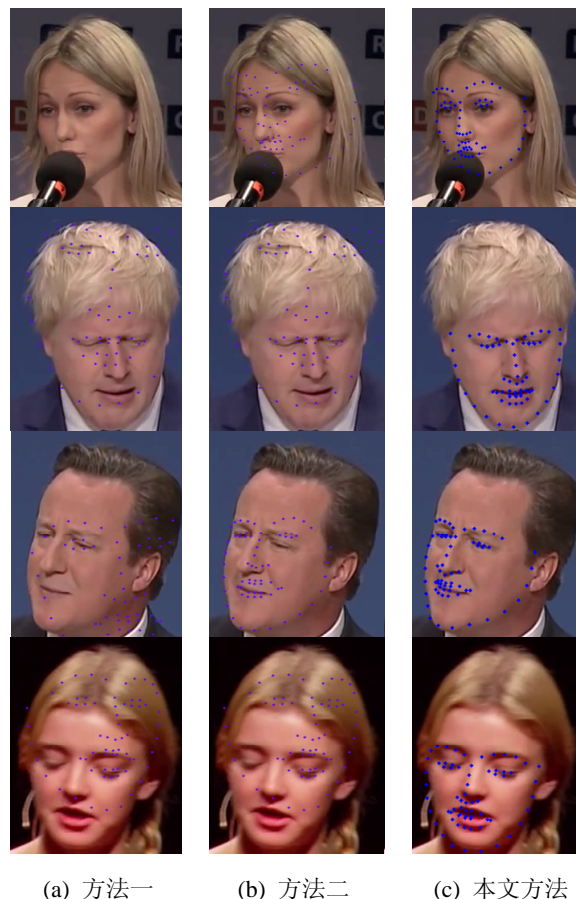


图 5 三种方法对比结果

Fig. 5 Comparison of three methods

表 2 300VW 数据集测试结果
Tab. 2 Test results of 300VW dataset

视频序号	误差(像素)			视频序号	误差(像素)		
	基准方法一	基准方法二	本文方法		基准方法一	基准方法二	本文方法
001	0.45	0.46	0.07	016	0.94	0.96	0.07
002	0.96	1.10	0.09	017	0.86	0.86	0.07
003	0.04	0.07	0.03	018	0.06	0.19	0.11
004	1.60	1.74	0.10	019	0.04	0.04	0.03
009	0.24	0.22	0.07	020	0.06	0.25	0.06
010	0.16	0.23	0.07	022	0.06	0.08	0.06
011	0.28	0.39	0.19	025	0.03	0.03	0.03
013	0.02	0.02	0.02	027	0.06	0.22	0.06
015	0.05	0.03	0.02	028	0.03	0.16	0.03

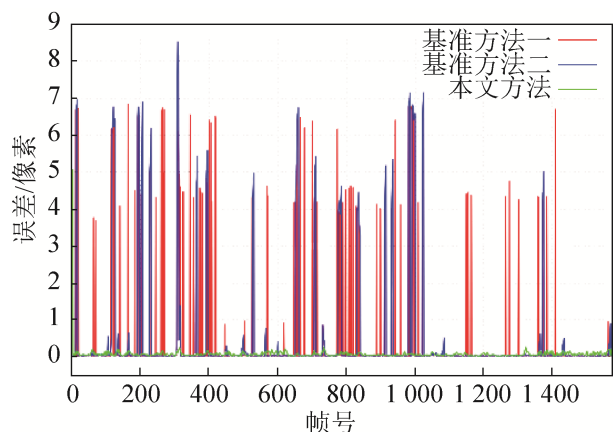


图6 300 VW 标号为“001”的视频序列的误差
Fig. 6 Error of 300 VW video sequence “001”

5 结论

本文描述了一种基于卡尔曼滤波器的视频中人脸特征点跟踪的嵌入式系统,仿真实验的结果说明该方法可以有效地提高视频中人脸特征点跟踪的鲁棒性,减少误差。但是本方法还存在如下不足。不能检测大尺度的头部旋转中的人脸。该嵌入式系统运行帧率不高,还需要进一步优化。在接下来的工作中我们采用更鲁棒的人脸特征点检测算法处理大尺度人脸检测问题,如 zhu 等^[14]的方法。并采用多线程技术对系统的性能进一步优化。

参考文献:

- [1] Viola, Paul, Michael J Jones. Robust real-time face detection[J]. International journal of computer vision (S0920-5691), 2004, 57(2): 137-154.
- [2] Baltrusaitis T, Robinson P, Morency L P. Constrained local neural fields for robust facial landmark detection in the wild[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2013.: 354-361.
- [3] Xiong X, De la Torre F. Supervised descent method and its applications to face alignment[C]// Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, United States: IEEE Computer Society, 2013: 532-539.
- [4] Kazemi V, Josephine S. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees[C]// Proceedings of 27th IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, United States: IEEE Computer Society, 2014: 1867-1874.
- [5] Yuan MZ, Gao L, Fu H, et al. Temporal Upsampling of Depth Maps Using a Hybrid Camera[J]. IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 2018 Mar 6.
- [6] Poppe R. Condensation-conditional density propagation for visual tracking[J]. Comput. Vis. Image Underst (S1077-3142), 2007, 108: 4-18.
- [7] 胡钢, 杨静宇. 基于分块颜色直方图的 MeanShift 跟踪算法[J]. 系统仿真学报, 2009(10): 2936-2939.
Hu Yin, Yang Jing-yu. Tracking Algorithm Based on Block Color Histogram and Mean Shift[J]. Journal of System Simulation, 2009(10): 2936-2939.
- [8] 孙智仲, 卢泽辉, 李蔚清. 基于虚拟场景距离测度的复合卡尔曼运动估计[J]. 系统仿真学报, 2016, 28(10): 2534-2539.
Sun Zhizhong, Lu Zehui, Li Weiqing. Composite Kalman Motion Estimation Method Based on Virtual Distance[J]. Journal of System Simulation, 2016, 28(10): 2534-2539.
- [9] Horn B K. Closed-form solution of absolute orientation using unit quaternions[J]. Journal of The Optical Society of America A-optics Image Science and Vision (S1084-7529), 1987, 4(4): 629-642.
- [10] 张云洲, 付文艳, 项姝, 等. 室内环境下基于 IMM-EKF 算法的移动目标定位[J]. 计算机研究与发展, 2014, 51(11): 2408-2415.
Zhang Yunzhou, Fu Wenyan, Xiang Shu, et al. IMM-EKF Algorithm-Base Indoor Moving Target Localization[J]. Journal of Computer Research and Development, 2014, 51(11): 2408-2415.
- [11] Shen J, Zafeiriou S, Chrysos G G, et al. The first facial landmark tracking in-the-wild challenge: Benchmark and results[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2015: 50-58.
- [12] Saragih J M, Lucey S, Cohn J F. Deformable model fitting by regularized landmark mean-shift[J]. International Journal of Computer Vision (S0920-5691), 2011, 91(2): 200-215.
- [13] Sagonas C, Antonakos E, Tzimiropoulos G, et al. 300 faces in-the-wild challenge[J]. Image and Vision Computing (S0262-8856), 2016, 47(C): 3-18.
- [14] Zhu X, Lei Z, Li S Z. Face Alignment In Full Pose Range: A 3D Total Solution[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence (S0162-8828), 2017.