

基于前-后向光流点匹配运动熵的视频抖动检测算法

江爱文*, 刘长红, 王明文

(江西师范大学 计算机信息工程学院, 南昌 330022)

(* 通信作者电子邮箱 flx_2001@163.com)

摘要:目前大部分视频监控系统面临着高效实时性智能分析与低效滞后的人工故障排查的矛盾。视频质量智能诊断系统可以为此提供有效的解决方案。针对视频质量诊断系统中的画面抖动异常检测问题,提出一种简单有效的实用算法。该算法通过有效融合图像的稀疏光流与特征点匹配算法,根据前向-后向误差标准估计图像帧的全局运动参数,引入连续帧的运动熵用于衡量视频画面片段运动的混乱程度,判断是否存在视频抖动现象。算法在不同分辨率的实际监控录像数据集上进行了测试和比较。实验证明,该算法在一定程度上克服了大位移抖动的影响,具备良好的实时特性以及较高的检测精度,能够满足实际工作的需求。

关键词:视频监控;抖动检测;前-后向误差;金字塔 Lucas-Kanade 光流;运动熵

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Video jitter detection algorithm based on forward-backward optical flow point matching motion entropy

JIANG Aiwen*, LIU Changhong, WANG Mingwen

(School of Computer and Information Engineering, Jiangxi Normal University, Nanchang Jiangxi 330022, China)

Abstract: The conflicts between the real-time, efficient intelligent analysis and the inefficient, laborious trouble shooting, which are faced by most of video surveillance systems, can be resolved by Intelligent Video Quality Detection System (IVQDS). As a part of IVQDS, video jitter detection algorithm was focused in this paper. In the proposed method, sparse optical flow features were fused together with interest point matching algorithm; correctly matched point-set which was reliably detected according to the forward-backward error criterion, was used to estimate the global motion parameters, from which motion entropy was computed to measure the motion homogeneity of the video fragment. The experimental results tested on realistic surveillance video records have shown that the proposed algorithm can work under real-time environment against the effects from big movements with high detection performance.

Key words: video surveillance; jitter detection; forward-backward error; pyramid Lucas-Kanade optical flow; motion entropy

0 引言

视频监控系统作为视觉物联网的重要组成部分,随着近年来强劲快速的发展,其日常维护的矛盾日趋激烈。据海康威视不完全数据统计,目前国内运行的监控系统中,能正常使用的摄像机的比例不到 60%,并且当前这些数量庞大的视频监控系统的运行和维护工作主要靠人工检测和处理。国外的情况也类似。如何提高视频监控系统运行维护工作的效率,及时了解前端视频设备的运行情况,建设智能化的视频监控质量诊断系统成为视频监控领域迫切需要解决的实际问题^[1-2]。

本文主要研究的是视频监控诊断系统中的视频画面抖动检测问题。正常情况下,运动图像序列的连续多帧之间过渡是平滑的,画面相关性比较连续,但是如果它们之间的相关性出现大波动,视频就会出现抖动的情况。在视频监控中,摄像头一般都是固定在某个位置,因此造成视频画面抖动现象的原因主要有:1)摄像头受到环境的干扰(比如强风)发生有规律的摆动从而造成图像的上下或左右抖动;2)摄像头正在被

人移动,造成画面抖动。任何一种情况,都会导致画面出现周期性震颤或不规则扭曲,都意味着摄像头工作出现了异常,系统都需要发生报警,引起工作人员的警戒。

值得注意的是,视频监控抖动检测算法在方法上与视频稳像技术^[3]有一定的联系,二者在算法上可以互相借鉴。但二者在研究目的上又有一定的区别:1)视频监控抖动检测主要目的是能以较高的精确度实时检测出视频图像是否发生了抖动异常,以便能及时通知监控系统;实时、高精度的抖动判断是算法的最终目标。2)视频稳像技术则更重视视频画面的视觉效果,算法的最终目标是为了得到稳定高质的画面。因此,相比电子稳像技术中的运动估计,在视频抖动检测算法中,运动参数的估计不需要做到非常的精准,但是需要能正确反映实际运动过程的事实。

常见的运动参数估计算法主要有灰度投影法^[4]、块匹配法^[5]、特征点匹配^[6-7]和光流法^[8]。

1)灰度投影法(Projection Algorithm):基于图像整体行列灰度投影曲线的相关性来进行图像匹配,可以检测图像序列帧间的平移运动。算法主要由图像映射、投影滤波和相关运

收稿日期: 2013-04-27; **修回日期:** 2013-06-12。 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61272212, 61203313); 江西省自然科学基金资助项目(20132BAB201030); 江西省教育厅科技项目(GJJ13299)。

作者简介: 江爱文(1984-),男,江西景德镇人,副教授,博士,CCF会员,主要研究方向:模式识别、图像处理; 刘长红(1977-),女,江西南丰人,博士,主要研究方向:智能视频分析; 王明文(1964-),男,江西南康人,教授,博士,CCF高级会员,主要研究方向:智能信息处理。

算三部分组成。这类算法充分利用图像总体灰度分布的变化规律,只需要对图像行列的投影曲线做一次相关运算,就可以计算出运动矢量,计算量比较小,但是主要的问题有:a)算法要求图像的灰度变化要较丰富,图像有一定的对比度,否则,灰度投影曲线变化不明显,难以精确地求出运动矢量或者根本无法进行投影曲线的相关运算;b)易受局部运动的影响。

2) 块匹配法:基于块内所有像素都具有相同运动的假设,假定待匹配块的大小为 $M \times N$,根据摄像系统在水平和垂直方向的振动范围 ($\pm dx, \pm dy$),在当前帧中确定尺寸为 $(M + 2dx) \times (N + 2dy)$ 的搜索窗口,然后根据一定的匹配准则来进行搜索,判断出匹配块,计算二者的位置之差即为匹配块在水平和垂直方向上的偏移量。块匹配的问题是:a)只适用于估计平移运动,不适用于缩放和旋转的运动;b)计算量大,效率低,难以达到实时性要求。

3) 基于特征匹配的全局运动估计算法是以从图像中提取出来的某些特征作为匹配基元,提取有效特征集进行帧间运动估计,得出全局运动参数。特征点具有一定的代表性,对不同场景有较好的适应性,因此这类方法得到广泛的关注和应用,但是特征点全局搜索也会增加匹配的计算量。

4) 光流法:光流的研究是利用图像序列中的像素强度数据的时域变化和相关性来确定各自像素位置的“运动”。传统的稠密型光流计算量比较大,在大位移运动的情况下,光流误差较大,但是光流法的优点在于光流不仅携带了运动物体的运动信息,而且还携带了有关景物三维结构的丰富信息,能够比较好地刻画目标运动的过程。

针对视频监控画面抖动检测问题,本文提出一种实时有效、具有较高精度的检测算法。算法采用稀疏型的光流特征^[9-10]和 ORB 特征点匹配^[11]相融合的策略,采用前向-后向误差^[12]作为检验标准过滤错误匹配的光流点,然后根据正确匹配的点集合估计视频帧之间的全局运动方向和幅度等参数。在一个时间段内,利用运动熵衡量连续帧的运动混乱程度,判断视频画面是否发生抖动异常现象。

本文针对视频质量诊断的抖动异常检测问题:1)提出融合光流点与特征点匹配,利用前-后向误差的方式验证并获取有效匹配点集的策略,可以缓解大位移抖动的影响,增强匹配点的可靠性;2)引入运动熵衡量连续帧间运动一致性程度,用于判断是否发生抖动,方法简单有效,实际可操作性比较好。

最后面向实际应用,搜集了各种在实际中发生抖动异常的视频监控录像数据,在数据集上测试了本文算法的性能,并进行了比较。实验证明,本文算法达到了实时性要求,具备较高的检测精度,能够满足现实监控系统视频质量诊断的工作要求。

1 视频画面抖动检测算法

视频发生抖动,意味着整个画面都将发生运动,同一帧画面上的点总体运动趋势保持一致。基于这个假设前提,可以通过计算画面的全局运动参数来估计画面的整体运动情况。鉴于光流特征能够较好地反映视频画面丰富的运动信息,特征点匹配对于环境适应性较好,本文提出将稀疏型光流特征与特征点匹配相融合的策略用于估计运动过程参数,有效互补它们各自的优点。

在视频的整个画面空间上进行快速 Harris 角点检测,将画面均匀划分成若干栅格区域(如 5×5 的划分),然后在每个栅格区域随机选取若干个角点,形成均匀分布于画面空间

的角点点集,计算它们的光流特征。由于采样的点数远小于图像的像素个数,其稀疏型光流特征的计算量将大大降低。根据光流特征,可以粗略估计当前点在下一帧的大致位置。为了避免光流受大位移抖动的影响,减少匹配误差,算法在光流点估计位置的局部邻域范围内进行特征点匹配,一方面可以利用特征点匹配的良好适应性,同时可以避免特征点全局画面匹配的计算量。最后算法根据前-后向误差的标准,选取更为可靠的匹配点对估计全局运动参数。

具体的算法如下所示:

输入:连续视频帧图像 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_N\}$ 。

循环计算:当 $i = 1, 2, \dots, N - 1$:

1) 对 I_i, I_{i+1} 进行快速 Harris 角点检测,提取 ORB 特征;

2) I_i 均匀划分成 $K \times K$ 区域,每个区域随机选取 M 个兴趣点,形成均匀分布的兴趣点集 $P_t = \{P_1, P_2, \dots, P_S\}$, $S = K * K * M$;

3) 计算前向匹配点集 $P_{t_F} = \{P_{1_f}, \dots, P_{j_f}, \dots, P_{S_f}\}$:

① 对点集 P_t 计算前向光流特征,估计在下一帧 I_{i+1} 中的大致位置 $P_{t_A} = \{P_{1_A}, P_{2_A}, \dots, P_{S_A}\}$;

② 在每个位置 P_{j_A} ($j = 1, \dots, S$) 的邻域范围 d 内,搜索与点 P_j 最为相似的角点作为 P_j 点的前向匹配点 P_{j_f} 。

4) 计算后向匹配点集 $P_{t_B} = \{P_{1_b}, P_{2_b}, \dots, P_{j_b}, \dots, P_{S_b}\}$:

① 对点集 P_{t_F} 计算后向光流特征,估计在前一帧 I_i 中的大致位置 $P_{t_B} = \{P_{1_B}, P_{2_B}, \dots, P_{S_B}\}$;

② 在每个位置 P_{j_B} ($j = 1, 2, \dots, S$) 的邻域范围 d 内,搜索与点 P_{j_A} 最为相似的角点作为 P_{j_A} 点的后向匹配点 P_{j_b} 。

5) 计算点集 P_t 的前向-后向误差:

$FBerr = \{FBerr1, FBerr2, \dots, FBerrS\}$

$FBerr_i = dist(P_i, P_{i_b})$

6) 根据 $FBerr$ 由小到大排序,选取 P_t 子集 P_{t_sub} 及对应的前向匹配点集 P_{t_Fsub} ,作为可靠的正确匹配点集。

7) 根据 P_{t_sub} 与 P_{t_Fsub} 计算全局运动幅度与方向 $\{D_i, \theta_i\}$ 。

输出:根据运动参数 $\{D_i, \theta_i\}$ ($i = 1, 2, \dots, N - 1$),计算运动熵 $Entropy$,根据阈值 $Thre$ 判断是否发生抖动。

1.1 金字塔 Lucas-Kanade 稀疏光流特征

金字塔式 Lucas-Kanade 稀疏光流特征的基本思想是,构造图像的金字塔序列,当图像分解到一定的层次之后,相邻帧间图像的运动量将变得足够小,满足光流计算的约束条件,从而可以直接进行光流估计。

设 t 时刻图像上一点 $a(x, y)$ 处的灰度值为 $I(x, y, t)$, $t + \Delta t$ 时刻,点 a 运动到新的位置 $a^*(x + \Delta x, y + \Delta y)$,根据光流特征原理的假设,可以认为这个过程是点以点 a 为中心的较小窗口区域经过某种几何变换后在 $t + \Delta t$ 时刻灰度保持不变,即 $I(a, t) = I(\delta(a), t + \Delta t)$,在光流计算中, $\delta(a)$ 视为简单的平移变换 $\delta(a) = a^*(x + \Delta x, y + \Delta y)$ 。

设 I^0 为原始图像的灰度表示(大小为 $W_x \times H_y$),位于金字塔的第 0 层,并依次生成 n 层高斯图像金字塔的第 1, 2, \dots , $N - 1$ 层,分别表示为 I^1, I^2, \dots, I^{N-1} 。第 $I^L(x, y)$ ($0 < L \leq N - 1$) 层图像灰度的计算方法:在第 I^{L-1} 层灰度图像上,以第 $I^{L-1}(2x, 2y)$ 为中心,利用加权矩阵 W 进行加权平均计算得到。

$$W = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} 1/4 & 1/2 & 1/4 \\ 1/2 & 1 & 1/2 \\ 1/4 & 1/2 & 1/4 \end{bmatrix} \quad (1)$$

这里 (x, y) 的定义范围是: $0 \leq x \leq \frac{1}{2}W_x - 1, 0 \leq y \leq \frac{1}{2}H_y - 1$ 。

对于原始图像 I^0 中的特征点 $a(x, y)$,在 L 层图像 I^L 中的 $a^L(x^L, y^L)$ 与之对应,其中 $a^L = \frac{a}{2^L}$ 。在进行基于分层结构的光流计算时,会存在误差传播的问题,因此分解的层数不宜太多。 N 的选择与图像间最大期望光流 D_F 有关: $D_F = (2^N - 1)$,其中 d_{\max} 视为经典梯度光流法所允许的图像间最大光流位移。一般地, $3 \leq N \leq 5$ 比较合适。

光流跟踪的目的是:给定图像 I 上的一个点 u ,在图像 J 上找到对应的、具有相似图像强度的另一点 $u + d = (u_x + d_x, u_y + d_y)$,平移向量 d 即 u 点的光流,可以认为是使不同时刻图像区域之间产生最佳拟合的位移,残差 $\varepsilon(d)$ 最小。

$$\varepsilon(d) = \varepsilon(d_x, d_y) =$$

$$\sum_{x=u_x-w_x}^{u_x+w_x} \sum_{y=u_y-w_y}^{u_y+w_y} (I(x, y) - J(x + d_x, y + d_y))^2 \quad (2)$$

在实际的计算过程中,采用迭代的思路,逐层计算图像在不同层次上 I^L 与 J^L 之间的光流量 d^L 。

1.2 稀疏光流的前-后向误差估计

目标跟踪的前向-后向一致性^[12]假设:正确的目标跟踪轨迹应该与其前后帧顺序无关,即当前帧的某个特征点 A ,跟踪得到下一帧对应特征点 B ,如果点 B 为正确的匹配目标,那么它反向跟踪到当前帧所对应的点 $A1$ 。理想情况下点 $A1$ 应该与初始点 A 重合。特征点跟踪的前后向误差FBerror的示意图如图1所示。

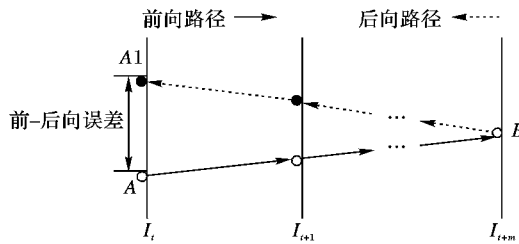


图1 特征点前后向误差计算示意图

依据这个前提假设,本文提出采用前-后向误差来估计正确的匹配特征点集。对当前帧 I_t 采样特征点集 $P_t = \{P1, P2, \dots, PS\}$,提取金字塔 Lucas-Kanade 稀疏光流特征,跟踪得到下一帧 I_{t+1} 对应的前向光流大致位置点集 $P_{t_A} = \{P1_A, P2_A, \dots, PS_A\}$;在图像 I_{t+1} 中以 P_{t_A} 为中心的局部邻域范围内搜索与点 P_i 最为相似的感兴趣点 P_{i_f} ,构成前向光流匹配点集 $P_{t_f} = \{P1_f, \dots, Pj_f, \dots, PS_f\}$ 。如图2所示。

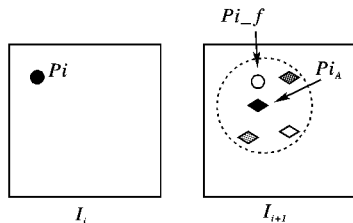


图2 前向光流局部约束点搜索匹配示意图

以 P_{t_f} 点集为初始点,从 I_{t+1} 帧反向跟踪到帧 I_t ,得到后向光流大致位置 $P_{t_b} = \{P1_b, P2_b, \dots, PS_b\}$ 。类似地,在局部约束的条件下搜索后向光流匹配点集 $P_{t_b} = \{P1_b, \dots, Pj_b, \dots, PS_b\}$ 。根据前向-后向一致性假设,计算第 i 个特征点的前-后向误差,这里的距离函数采用欧氏距离。

$$FBerror_i = \sqrt{(x_{P_i} - x_{P_{i_b}})^2 + (y_{P_i} - y_{P_{i_b}})^2} \quad (3)$$

计算得到点集 P_t 中所有特征点的前-后向误差后进行排序,选取中位值 $MidFB$ 。在 P_t 和 P_{t_f} 中保留前-后向误差小于的 $MidFB$ 的特征点作为有效匹配特征点,从而得到当前帧与下一帧正确匹配的光流点集 P_{t_sub} 和 P_{t_fsub} 。

1.3 基于光流运动熵的视频画面抖动检测算法

根据前-后向误差估计的结果,计算每一对正确匹配点之间的运动距离 D_i 和运动方向 θ_i 。

$$\begin{cases} D_i = \sqrt{(x_{A_i} - x_{B_i})^2 + (y_{A_i} - y_{B_i})^2} \\ \theta_i = \arctan\left(\frac{y_{A_i} - y_{B_i}}{x_{A_i} - x_{B_i}}\right) \end{cases} \quad (4)$$

θ 方向可以量化到4个主要方向 $(0, \pi/2, \pi, 3\pi/2)$,那么可以得到当前帧所有光流特征点集的运动参数 $\{D_i, \theta_i\} (i \in P_{t_sub})$ 。统计点集 P_{t_sub} 中所有点的运动幅值与方向,类似梯度方向直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)的思想,得到运动幅度加权方向直方图 $OriHist_{Dist}$,取概率最大的方向作为当前帧的运动主方向 θ_{main} ,相应方向的平均幅值为当前帧的运动幅度 $Dist_{main}$ 。 $\{Dist_{main}, \theta_{main}\}$ 作为当前帧 I_i 的全局运动参数。

如果摄像头发生抖动,视频图像的外在表象是图像序列不同帧之间的运动方向将会不一致,即运动方向比较混乱。因此采用熵的度量来刻画序列运动的一致性程度。在给定时间段提取若干连续帧(例如选择10~20帧图像),统计这个时间段内序列的运动方向直方图,计算其运动熵 $Entropy$ 。

$$Entropy = - \sum_i p_{\theta_i} \lg p_{\theta_i}; \theta \in \left\{0, \frac{\pi}{2}, \pi, \frac{3\pi}{2}\right\} \quad (5)$$

连续帧序列运动一致的情况下,熵值最小,此种情况不符合抖动的定义。因此在最终抖动判断的过程,需设定运动幅度下限阈值 T_{min} 和运动熵下限阈值 E_{min} ,这些阈值可以通过大量的训练样本统计得到。当熵值 $Entropy$ 大于 E_{min} 或运动幅值大于 T_{min} 时,将判断视频发生了抖动,否则正常。

2 实验与结果分析

基于实际项目的监控系统,采集发生抖动异常的实际监控录像,在实际项目中对本文算法效果进行验证。实验数据集包含了不同分辨率、不同场景的监控视频录像共计100个片段,其中大约40个视频片段存在着比较严重的抖动现象(抖动幅度、方向有所不同),正常的视频片段约60个,视频分辨率从 320×240 到 1920×1080 不等。部分片段截图如图3所示。



图3 部分监控录像视频画面

对视频图像空间区域进行 5×5 的栅格划分,每个栅格区

域随机选取 8 个特征点,共计 200 个特征点,并计算它们的 ORB 特征。在连续帧上计算采样点的 $N = 5$ 层的稀疏型金字塔 Lucas-Kanade 光流特征。根据特征点的前-后向误差,得到相对准确匹配的特征点。计算它们的运动幅度与方向,统计它们所在帧的全局运动参数。在本实验中,设置运动幅度下限阈值 $T_{\min} = 3$,运动熵下限阈值 $E_{\min} = 0.2$ 。

1) 当连续帧之间的运动幅度小于 T_{\min} 时,这属于摄像头的实际成像误差范围内,认为连续帧处于正常情况。统计视频片段中此类情况的次数 $count$ 。如果 $count$ 达到视频片段总帧数的一定比例(在本实验中,比例为 70%),视频无抖动现象。

2) 当连续帧之间的运动幅度大于 T_{\min} 时,统计视频片段内连续帧的运动熵。熵值越大代表运动越无规律。当运动熵大于阈值 E_{\min} 时,视频片段发生了抖动,否则视为正常。

在实验数据集上与相关算法:灰度投影法^[4]和文献[7]算法对检测性能(正确率 Accuracy、误报率(False Negative, FN)、漏报率(False Positive, FP))和平均单帧运行时间(TpF)进行了比较。

$$\begin{cases} Accuracy = \frac{|P_c \cap P| + |N_c \cap N|}{|P| + |N|} \\ FN = \frac{|N_c \cap P|}{|P|} \\ FP = \frac{|P_c \cap N|}{|N|} \end{cases} \quad (6)$$

其中: P_c, N_c 分别表示算法预测判断后正常视频子集、发生抖动异常视频子集; P, N 表示测试样本真实正常视频子集、真实抖动异常视频子集; $|\cdot|$ 表示集合大小。具体的结果如表 1 所示。

表 1 不同算法的实验比较

算法	Accuracy/%	FN/%	FP/%	平均单帧 时间/ms
灰度投影法 ^[4]	86	6	25	40
文献[7]算法	90	3	20	80
本文算法	92	3	15	50

通过表 1 可以看出,本文算法在正确率、误报率和漏报率上具有良好的表现,并且算法速率满足实时性要求。

3 结语

本文针对视频监控故障智能诊断系统中画面抖动检测问题,提出了一种实时性良好、检测精度高的有效算法。算法采用稀疏型金字塔式光流特征,可以大大减少光流特征的计算

量;同时融合局部兴趣点匹配策略,利用前-后向误差为参考依据,能够获取有效正确匹配的特征点,在一定程度综合了光流法与特征匹配法的优点,有利于减少大位移抖动的影响,提高后续统计的可信度;采用运动熵来衡量运动的混乱程度,可以简单有效地判断抖动的发生。在实际的监控录像数据集上对算法进行了测试与比较,实验结果表明,本文算法能够满足实际工作的需求。

参考文献:

- [1] HUANG S C. An advanced motion detection algorithm with video quality analysis for video surveillance systems[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2011, 21(1): 1-14.
- [2] LESZCZUK M, ROMANIAK P, JANOWSKI L. Quality assessment in video surveillance[EB/OL]. [2013-01-20]. <http://www.intechopen.com/books/recent-developments-in-video-surveillance/quality-assessment-in-video-surveillance>.
- [3] 张森. 视频稳像技术研究[D]. 上海:上海交通大学, 2011.
- [4] 欧阳伟. 基于图像分析的监控视频图像异常诊断系统的研究与实现[D]. 武汉:华中师范大学, 2012.
- [5] 徐理东, 林行刚. 视频抖动矫正中全局运动参数的估计[J]. 清华大学学报:自然科学版, 2007, 47(1):92-95.
- [6] HU R, SHI R J, SHEN F, *et al.* Video stabilization using scale-invariant feature[C]// Proceedings of the 11th International Conference Information Visualization. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2007: 871-877.
- [7] 北京文安科技发展有限公司. 一种视频质量诊断系统及其实现方法: 中国, 201110053434. 4[P]. 2011-09-07.
- [8] 彭艺, 叶齐祥, 黄钧, 等. 一种内容完整的视频稳定算法[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(9):1384-1390.
- [9] BOUGUET J Y. Pyramidal implementation of the Lucas Kanade feature tracker description of the algorithm[R/OL]. [2013-01-21]. http://robots.stanford.edu/cs223b04/algo_tracking.pdf.
- [10] SHI J B, TOMASI C. Good features to track[C]// Proceedings of the 1994 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1994: 593-600.
- [11] RUBLEE E, RABAUDE V, KONOLIGE K, *et al.* ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF[C]// Proceedings of 2011 IEEE International Conference on Computer Vision. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2011:2564-2571.
- [12] KALAL Z, MIKOLAJCZYK K, MATAS J. Forward-backward error: automatic detection of tracking failures[EB/OL]. [2013-01-22]. <http://wendang.baidu.com/view/e5394073a417866fb84a8e1f.html>.

(上接第 2881 页)

- [14] JABID T, KABIR M H, CHAE O. Local Directional Pattern (LDP) for face recognition[C]// Proceedings of 2010 Digest of Technical Papers International Conference on Consumer Electronics. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2010: 329-330.
- [15] GOH Y Z, TEOH A B J, GOH M K O. Wavelet based illumination invariant preprocessing in face recognition[C]// Proceedings of 2008 Congress on Image and Signal Processing. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 421-425.
- [16] WANG H T, LI S Z, WANG Y S. Face recognition under varying lighting conditions using self quotient image[C]// Proceedings of

the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004:819-824.

- [17] CHEN T, YIN W T, ZHOU X S, *et al.* Total variation models for variable lighting face recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(9):1519-1524.
- [18] 曹雪, 余立功, 杨静宇. 基于小波变换和去噪模型的光照不变人脸识别[J]. 计算机应用, 2011, 31(8):2126-2129.