

纹理约束下的人脸特征点跟踪*

宋刚^{1,2}, 艾海舟^{1,2+}, 徐光祐^{1,2}

¹(清华大学 智能技术与系统国家重点实验室,北京 100084)

²(清华大学 计算机科学与技术系,北京 100084)

Texture Constrained Facial Feature Point Tracking

SONG Gang^{1,2}, AI Hai-Zhou^{1,2+}, XU Guang-You^{1,2}

¹(State Key Laboratory of Intelligent Technology and Systems, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

²(Department of Computer Science and Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-62784141, E-mail: ahz@mail.tsinghua.edu.cn, <http://media.cs.tsinghua.edu.cn/~ahz>

Received 2003-08-11; Accepted 2004-06-10

Song G, Ai HZ, Xu GY. Texture constrained facial feature point tracking. *Journal of Software*, 2004,15(11): 1607~1615.

<http://www.jos.org.cn/1000-9825/15/1607.htm>

Abstract: In this paper, a facial feature point tracking scheme is proposed by integrating Lucas-Kanade optical flow tracking algorithm and the face alignment statistical model, DAM (direct appearance model), together in a Bayesian framework. The prediction of feature positions from Lucas-Kanade algorithm exploits the inter-frame correlations and accelerates the tracking speed. The texture-shape constraint under DAM improves the localization accuracy and robustness. Experiments show that this method adapts well to the various face movements. It can be used in face recognition or 3D face modeling.

Key words: optical flow; feature point localization; feature point tracking; Bayesian posterior probability estimation

摘要: 将 Lucas-Kanade 光流跟踪算法与人脸特征点定位的统计模型 DAM(direct appearance model)在 Bayesian 框架下结合起来,提出了视频中人脸特征点定位与跟踪的一种混合模型方法.利用 Lucas-Kanade 算法预测人脸特征点的位置,充分利用了帧间的相关信息,提高了跟踪的速度.通过 DAM 中纹理对形状的约束,在提高跟踪精度的同时增强了整个算法的鲁棒性.实验表明,这种方法可以很好地适应人脸的多种运动,可用于人脸识别或 3D 人脸建模.

关键词: 光流;特征点定位;特征点跟踪;贝叶斯后验概率估计

中图法分类号: TP391 文献标识码: A

人脸特征点定位是研究人脸识别、人脸建模、表情分析等问题的一个基本前提.对于静态图像,具有代表性的研究工作有基于图像处理的方法^[1]和基于形状和表观模型的统计学习方法^[2,3].由于视频比静态图像能够

* Supported by the National Natural Science Foundation of China under Grant Nos.60332010, 60273005 (国家自然科学基金)

作者简介: 宋刚(1980—),男,河南襄城人,硕士,主要研究领域为计算机视觉;艾海舟(1964—),男,博士,教授,主要研究领域为计算机视觉,模式识别;徐光祐(1940—),男,教授,博士生导师,主要研究领域为人机交互,普适计算.

提供更丰富的信息,近年来以视频为对象的研究在人脸识别、表情分析等方面逐渐成为主流,使得在视频序列中定位和跟踪人脸特征点成为必须解决的问题。

一般而言,特征点跟踪可作为光流计算问题看待,这方面最具代表性的工作有 Lucas-Kanade 光流跟踪算法^[4],通过梯度下降的迭代算法进行图像的匹配.这种方法的缺点是需要被跟踪点周围有丰富的纹理,且在两个物体的边界上很容易出现跟踪失败的情况.显然,这种方法没有使用关于具体跟踪对象的知识.

考虑到人脸对象的特殊性,可以使用点分布模型(point distribution model)来刻画人脸对象的形状知识,将其用于静态图片中的人脸特征点定位.这类方法有 AAM(active appearance model)^[2],ASM(active shape model)^[3],DAM(direct appearance model)^[5],TCASM(texture-constraint active shape model)^[6]等.就人脸模型而言,ASM 建立了特征点局部的纹理模型和全局的形状模型.AAM 建立了全局的纹理模型和形状模型,然后再将纹理和形状进一步组合在一起构成表观模型(appearance model).DAM 建立了一个全局纹理到形状的线性映射模型,是对 AAM 的简化.TCASM 将 DAM 和 ASM 结合起来,弥补 ASM 中没有人脸全局纹理约束的不足.

本文将特征点跟踪的一般方法 Lucas-Kanade 算法和基于 DAM 的人脸特征点定位方法在 Bayesian 框架下结合起来,进行视频中的人脸特征点定位和跟踪.

1 人脸特征点定位与跟踪的基本方法

很自然地,我们可以将 Lucas-Kanade 算法直接用于人脸特征点的跟踪,而 DAM 方法原本就是依据人脸模型的约束定位人脸特征点的算法.

1.1 Lucas-Kanade特征点跟踪算法

当光照、角度等没有发生剧烈变化时,可以假设帧间人脸特征点的局部灰度值是不变的,从而将人脸特征点跟踪看成光流跟踪的一个实例.

给定相邻两帧图像 I_1, I_2 ,对 I_1 中的特征点 $p=(x, y)^T$,假设光流为 $d=(u, v)^T$,则在 I_2 中对应的特征点为 $p+d$.Lucas-Kanade 算法的目的是搜索位移量使得与对应点相关的邻域的匹配误差最小,即在 p 的局部邻域 $N(p)$ 上定义如下的代价函数:

$$c(d) = \sum_{r \in N(p)} w(r) (I_2(r+d) - I_1(r))^2,$$

其中 $w(r)$ 为权函数.对其优化得到所求解: $d = G^{-1}h$,其中 $G = \sum_{r \in N(p)} w(r) \nabla I_2 \nabla I_2^T$, $h = \sum_{r \in N(p)} w(r) \nabla I_2 \Delta I$, $\Delta I = I_1 - I_2$,

$$\nabla I_2 = \frac{dI_2}{dr}.$$

Lucas-Kanade 方法是一种 Newton 梯度下降法,通过多次迭代可以得到较好的解.但是,使用该算法进行人脸特征点跟踪时会遇到 3 个问题:

- (1) 不容易选定一个固定的邻域大小,使其适合不同的视频段和不同的特征点.
- (2) 容易出现特征点跟踪不稳定的情况,如图 1 所示.

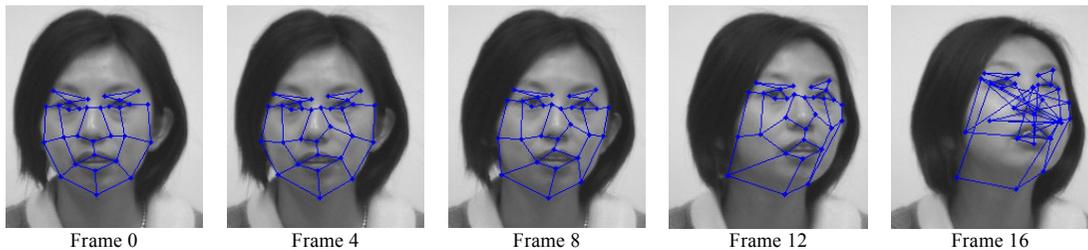


Fig.1 Examples of localization failure by optical flow tracking

图 1 光流跟踪定位人脸特征点失败的例子

- (3) 某些点处的矩阵 G 病态或者不可逆,此时方程的解不可靠.

因此,光流跟踪本身并不能稳定地跟踪人脸特征点.光流跟踪依靠的是特征点的局部信息,每个点都是独立跟踪的结果.但是,某些特征点的局部纹理并不显著,或者在头部运动的时候并不稳定.Lucas-Kanade 算法是针对一般问题的,没有充分利用人脸的纹理和形状上的约束.

1.2 DAM人脸特征点定位算法

将 DAM 模型作为人脸模型的约束,用于人脸特征点定位.DAM 使用迭代的办法来搜索最佳的形状.给定一组训练样本 $\Omega = \{(S_i, T_i)\}$, S_i 表示第 i 个样本的形状,用一组点的坐标来描述, $S_i = (x_1^i, y_1^i, x_2^i, y_2^i, \dots, x_K^i, y_K^i)^T$. T_i 表示图像按 S_i 做卷绕(warping)后的标准纹理.对 $\{S_i\}$ 和 $\{T_i\}$ 利用 PCA 得到人脸形状模型和纹理模型: $S = P_s s + \bar{S}$, $T = P_t t + \bar{T}$.DAM 假设在形状参数 s 和纹理参数 t 之间存在着线性映射关系: $s = R t$.

给定形状参数 s ,可以得到对应纹理 T_m 及其 PCA 投影 t .定义由 t 重构的纹理和 T_m 之间的残差之模为能量函数: $E = \|\delta T\| = \|T_m - (P_t t + \bar{T})\|$.同 AAM 一样,DAM 假设在纹理 t 的变化和位置 p (包括尺度、平移、旋转等)的变化之间也存在线性关系: $\delta p = \delta p = R_p \delta T$.

DAM 的迭代算法描述如下:

算法 1. DAM 算法.

1. 初始化位置参数 p^0 , 设置形状参数 $s^0 = 0$.
2. 由当前位置 $p \leftarrow p^0$ 和形状 $s \leftarrow s^0$ 得到纹理重构残差 δT_0 和能量函数值 $E_0 = \|\delta T_0\|$.
3. 计算位置参数 p 的变化, $\delta p = R_p \delta T_0$.
4. 设置步长 $k = 1$.
5. 更新 $p \leftarrow p - k \delta p$, $s = R t$.
6. 在新的形状 s 和位置 p 下计算纹理重构误差 δT 和相应的能量 $E = \|\delta T\|$.
7. 如果 $|E - E_0| < \varepsilon$, 算法收敛,退出.
8. 如果 $E < E_0$, 令 $p^0 \leftarrow p$, $s^0 \leftarrow s$, 转 2.
9. 尝试 k 为其他数值 $\in \{1.5, 0.75, 0.5, \dots\}$, 转 5.

如图 2 所示为 DAM 定位人脸特征点的例子.

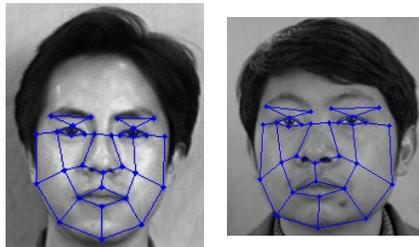


Fig.2 Using DAM to localize facial feature points

图 2 DAM 定位人脸特征点

DAM 模型表明纹理和形状之间存在着很强的相关性.文献[6]中提出,在给定了形状参数 s_t 以后,真实形状参数 s 可以用一个正态分布 $P(s|s_t) \sim N(s_t, \Sigma_t)$ 来描述.如果假设 s 和 s_t 的分布是均匀的,可以得到

$$P(s_t | s) = P(s | s_t) \cdot \frac{P(s_t)}{P(s)} \sim N(s_t, \Sigma_t). \text{ 这个关系对应应在原始的人脸形状空间里描述为}$$

$$P(S_D | S) \sim N(S_t, \Sigma_D) \tag{1}$$

其中 S 为真实形状, S_D 为参数 s_t 在形状空间中对应的人脸形状 $P_s s_t + \bar{S}$, Σ_D 为分布的协方差矩阵.为简单起见,这里认为 Σ_D 是一个常数.

2 纹理约束下的人脸特征点跟踪

文献[7]研究了 AAM 方法在视频跟踪中的直接应用,即将 AAM 在上一帧的定位结果作为当前帧迭代的初始值.这种做法只适合于帧间运动较小的情况.为了既能充分利用视频的帧间相似性提高跟踪的速度,同时又能适应较大的帧间运动变化范围,我们引入 Lucas-Kanade 光流跟踪来提高人脸形状初始位置的准确程度.但是,直接使用该算法跟踪人脸特征点的结果是非常不可靠的,为此,我们在 Bayesian 框架下将 DAM 作为全局的纹理约束,以纠正局部匹配的误差.

2.1 仿射变换约束

人脸区域可以粗略地近似为一个满足仿射变换约束的二维平面.在这种假设下,给定上一帧的形状位置,由帧间的仿射变换参数就可以得到下一帧的预测值.利用光流跟踪的结果可以计算帧间仿射变换参数.光流跟踪的点只需在人脸区域内部即可,并不要求是 DAM 中的特征点.只需保证至少跟踪上 3 个点的光流就可以计算出相应的仿射变换参数.这样既充分利用了帧间的相似信息,又提高了算法的鲁棒性.

假设前一帧光流跟踪的点集为

$$\begin{aligned}\bar{S}_{op}^{-1} &= \left(x_{op,1}^{-1}, y_{op,1}^{-1}, x_{op,2}^{-1}, y_{op,2}^{-1}, \dots, x_{op,J}^{-1}, y_{op,J}^{-1}, x_{op,J+1}^{-1}, y_{op,J+1}^{-1}, \dots, x_{op,J+m}^{-1}, y_{op,J+m}^{-1} \right)^T \\ &= \left(S_{op}^{-1T}, x_{op,J+1}^{-1}, y_{op,J+1}^{-1}, \dots, x_{op,J+m}^{-1}, y_{op,J+m}^{-1} \right)^T,\end{aligned}$$

当前帧光流跟踪成功的点集为 $S_{op}^0 = \left(x_{op,1}^0, y_{op,1}^0, x_{op,2}^0, y_{op,2}^0, \dots, x_{op,J}^0, y_{op,J}^0 \right)^T$, $J \geq 3$,其中前一帧的后 m 个点跟踪失败.那么两帧之间的仿射变换关系可以表示为

$$\begin{pmatrix} x_{op,1}^0, \dots, x_{op,J}^0 \\ y_{op,1}^0, \dots, y_{op,J}^0 \end{pmatrix} = \mathbf{A} \begin{pmatrix} x_{op,1}^{-1}, \dots, x_{op,J}^{-1} \\ y_{op,1}^{-1}, \dots, y_{op,J}^{-1} \end{pmatrix} + \mathbf{b},$$

参数 \mathbf{A} 和 \mathbf{b} 可以由最小二乘法拟合得到.假设上一帧的人脸特征点位置为 $S^{-1} = (x_1^{-1}, y_1^{-1}, x_2^{-1}, y_2^{-1}, \dots, x_K^{-1}, y_K^{-1})^T$ (S^{-1} 和 \bar{S}_{op}^{-1} 可以是两组完全不同的点集);当前帧的人脸特征点估计值 $S_o = (x_{o,1}, y_{o,1}, x_{o,2}, y_{o,2}, \dots, x_{o,k}, y_{o,k})^T$ 为

$$\begin{pmatrix} x_{o,1}, \dots, x_{o,k} \\ y_{o,1}, \dots, y_{o,k} \end{pmatrix} = \mathbf{A} \begin{pmatrix} x_1^{-1}, \dots, x_K^{-1} \\ y_1^{-1}, \dots, y_K^{-1} \end{pmatrix} + \mathbf{b}.$$

在仿射变化约束下,假设在给定光流跟踪结果 S_o 的条件下,形状 S 满足以 S_o 为中心的正态分布:

$$P(S | S_o) \sim N(S_o, \Sigma_o) \quad (2)$$

其中 Σ_o 可以认为是一个常量,可以由训练数据得到.

由于 S_o 由上一帧定位结果 S^{-1} 得到,可以合理地认为在给定 S_o 时, S 和 S^{-1} 条件无关,即

$$P(S | S^{-1}, S_o) = P(S | S_o) \quad (3)$$

2.2 Bayesian 框架下的跟踪

首先给出使用 DAM 约束下的人脸特征点跟踪算法,其示意图为图 3.

算法 2. DAM 约束下的人脸特征点跟踪算法.

1. 在上一帧的人脸区域内寻找适合 Lucas-Kanade 光流跟踪的特征点(如果点数不够,加入 DAM 定位的人脸特征点),得到点集 \bar{S}_{op}^{-1} ;
2. 在当前帧中,用 Lucas-Kanade 算法,计算跟踪成功的特征点 S_{op}^0 ;
3. 除去光流跟踪失败的点,由 \bar{S}_{op}^{-1} 和 S_{op}^0 拟合出仿射变换参数 \mathbf{A} 和 \mathbf{b} ;
4. 由上一帧的定位结果 S^{-1} ,得到当前帧在仿射变换 (\mathbf{A}, \mathbf{b}) 作用下的对应位置 S_o ;
5. 将 S_o 作为当前帧的 DAM 初始形状,迭代得到当前帧 DAM 定位的形状 S_D ;
6. 在给定 S_D , S_o 和 S^{-1} 的条件下,根据最大后验概率估计得到当前帧的最终形状 S ;
7. 令 $S^{-1} \leftarrow S$, 转 1.

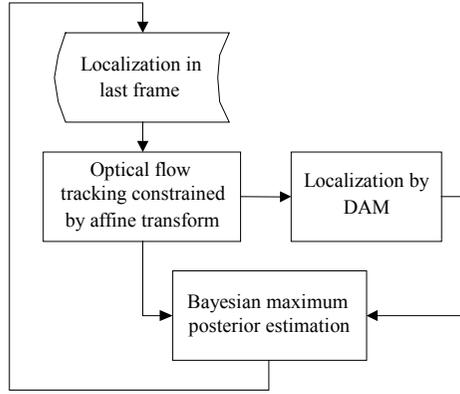


Fig.3 Flowchart of Bayesian tracking

图3 Bayesian 框架下的跟踪流程框图

下面推导当前人脸形状为 S 的后验概率估计.假设给定前一帧的定位结果 S^{-1} ,当前光流跟踪的结果为 S_o ,而 DAM 定位的结果为 S_D ,有

$$\begin{aligned}
 P(S|S^{-1}, S_o, S_D) &= \frac{P(S, S_o, S_D | S^{-1})}{P(S_o, S_D | S^{-1})} \\
 &= \frac{P(S_D | S, S^{-1}, S_o) \cdot P(S, S_o | S^{-1})}{P(S_o, S_D | S^{-1})} \\
 &= (\text{假设给定 } S \text{ 时, } S_D \text{ 和 } S^{-1}, S_o \text{ 条件无关}) \\
 &= \frac{P(S_D | S) \cdot P(S | S^{-1}, S_o) \cdot P(S_o | S^{-1})}{P(S_o, S_D | S^{-1})} \quad (\text{由式(3)}) \\
 &= P(S_D | S) \cdot P(S | S_o) \cdot \frac{P(S_o | S^{-1})}{P(S_o, S_D | S^{-1})} \quad (\text{由式(1)和式(2)}) \\
 &\propto P(S_D | S) \cdot P(S | S_o) \\
 &\propto \exp\left(-\|S - S_D\|_{\Sigma_D}^2 - \|S - S_o\|_{\Sigma_o}^2\right).
 \end{aligned}$$

S 的最大后验概率估计为

$$S = \arg \min_S \left(\|S - S_D\|_{\Sigma_D}^2 + \|S - S_o\|_{\Sigma_o}^2 \right) = \arg \min_S \left[S^T (\Sigma_D^{-1} + \Sigma_o^{-1}) S - 2S^T (\Sigma_D^{-1} S_D + \Sigma_o^{-1} S_o) \right].$$

对上式求偏导,得到

$$S = (\Sigma_D^{-1} + \Sigma_o^{-1})^{-1} (\Sigma_D^{-1} S_D + \Sigma_o^{-1} S_o) \quad (4)$$

这表明,在 Bayesian 框架下,每一帧迭代的结果是上一帧的跟踪结果和当前 DAM 定位结果的一个加权和.因此,这里的跟踪方法可以看成是基于局部信息的光流跟踪和基于全局信息的人脸点分布模型定位的一个综合.

2.3 分层的DAM跟踪算法

我们使用了一个两层的 DAM 模型^[8].低层 DAM 计算速度快,但是包含的点数少,不适合用仿射变换模型,而且它的定位结果 S^l 比较粗略,用 Lucas-Kanade 方法跟踪时不可靠.因此直接采用上一帧定位的结果作为当前帧的初始值.高层 DAM 定义的形状 S^H 就是最终需要跟踪的特征点,利用第 2.2 节中的方法进行跟踪.

我们定义一个相对的能量函数 E_r 来决策在跟踪的过程中具体跟踪高层还是低层的 DAM 形状:

$$E_r = \frac{E}{kE_0},$$

其中 $k>0$, E_0 为初始帧定位得到的纹理残差.当定位结果比较准确时,能量函数 $E_r < 1$.当 $E_r \geq 1$ 时,认为当前 DAM 的跟踪失败,尝试另一层 DAM 跟踪或者重新定位.

下面给出具体的跟踪算法,其示意图为图 4.

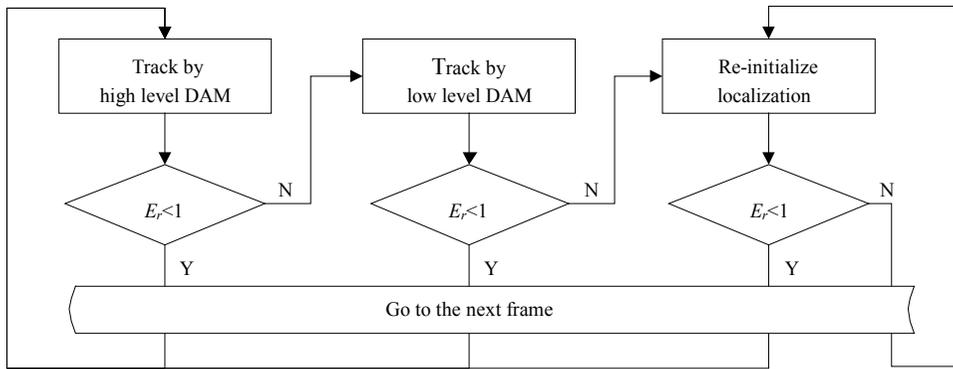


Fig.4 Flowchart of two-level DAM for facial feature point tracking
图 4 两层 DAM 人脸特征点跟踪框图

算法 3. 分层的 DAM 跟踪算法.

1. 初始化视频序列首帧,得到两层 DAM 各自的定位结果 S^l 和 S^h , 并且确定 E_0 .
2. 尝试高层 DAM 跟踪:利用算法 2 得到跟踪的结果,若对应 $E_r < 1$,则转下一帧;否则,转 3.
3. 尝试低层跟踪:利用上一帧的 S^l , 经过两层 DAM 迭代,得到跟踪的结果;若对应 $E_r < 1$,则转下一帧;否则,转 4.
4. 若当前帧跟踪失败,则全部重新定位.

为了说明该算法中相对能量函数的作用,图 5 给出了一个 200 帧的人脸运动视频在跟踪过程中的能量函数变化情况.坐标的横轴表示帧数,纵轴表示对应帧的相对能量函数值 E_r , 当值超过 1 时,高层 DAM 跟踪失败.绿色加号“+”表示将使用低层 DAM 跟踪.可见,在第 34 帧、第 49 帧、第 122 帧、第 150 帧、第 199 帧发生高层 DAM 跟踪失败,尝试低层 DAM 重新跟踪成功.

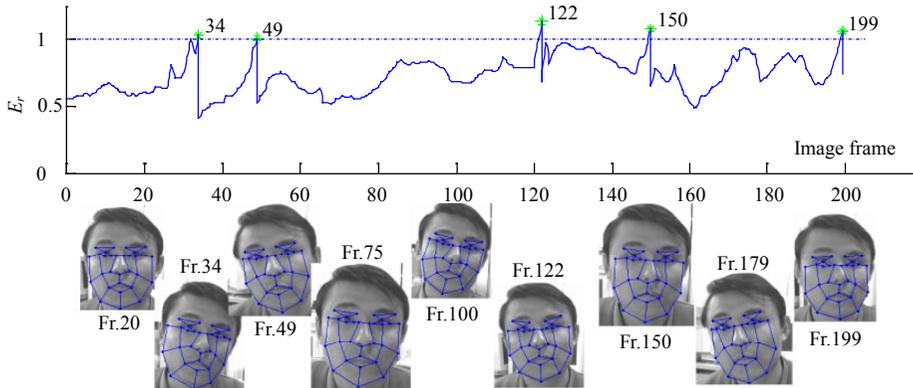


Fig.5 Face tracking
图 5 人脸跟踪

3 实验

DAM 训练的数据集合为 98 张手工标定的正面人脸图片,低层 DAM 的纹理为 1 296 维,高层 DAM 的纹理为 3 223 维.PCA 重构的比例都取 98%.视频中人脸特征点的初始化利用两层 DAM 自动完成.训练集中的人脸与所有测试视频中的人脸属于不同的人,拍摄的场景和光照也各不相同.

图 6 和图 7 中给出了两层 DAM 在静态训练集上的定位效果.图 6 是两层 DAM 定位出的位置和手工标定位置之间像素误差的分布图,其中横轴为自动定位位置与手工标定位置之间的像素差,纵轴表示占有所有点数的

百分比.可以看出,约 90%的点的误差都在两个像素以内.图 7 中给出了每个定位点相对于人脸大小的平均定位误差,其中横轴表示定义的各个特征点,按照不同的器官分类,纵轴表示各个特征点相对于人脸大小的平均定位误差.可以看出,其外轮廓上的 7 个点的定位误差相对比较大.各个特征点对应的序号如图 8 所示.

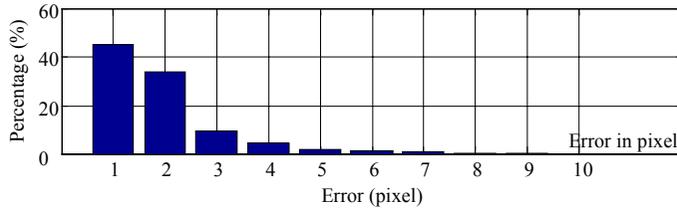


Fig.6 Distribution of pixel error

图 6 像素误差分布

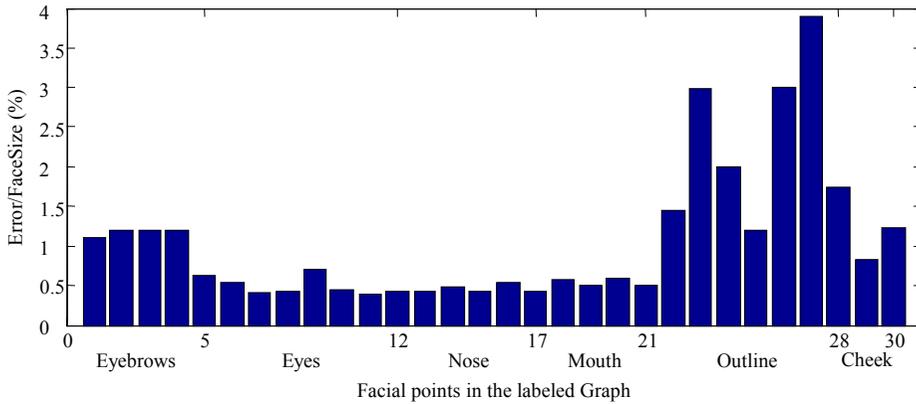


Fig.7 Localization error of each point

图 7 逐点定位误差

由于测试的视频段没有手工标定的数据,所以采用人主观评判的办法来衡量跟踪的效果.评判的测试集一共包含 133 段视频,分别属于 116 个人,共 6 650 帧,根据主观感受判定接受或者拒绝每一帧的定位结果.如果当前帧没有跟踪上,则直接拒绝.表 1 给出了接受率.图 9 是第 2 节中光流跟踪失败视频段的跟踪结果,全部正确跟踪上.图 10 是人脸左右转动的例子,图 11 是人脸上下转动的例子,图 12 是人脸前后移动的例子,图 13 是人脸晃动的例子.在跟踪速度方面,目前的系统在 P4 1.7G 上达到了平均 8fps 的速度.

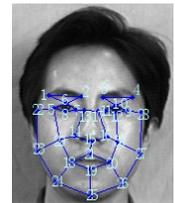


Fig.8 Feature point index
图 8 特征点序号

Table 1 Subjective judgment of tracking results
表 1 主观评判跟踪效果

Number of video segments	Total number of frames	Number of acceptable frames	Average rate of acceptable frames (%)
133	6 650	5 968	89.7

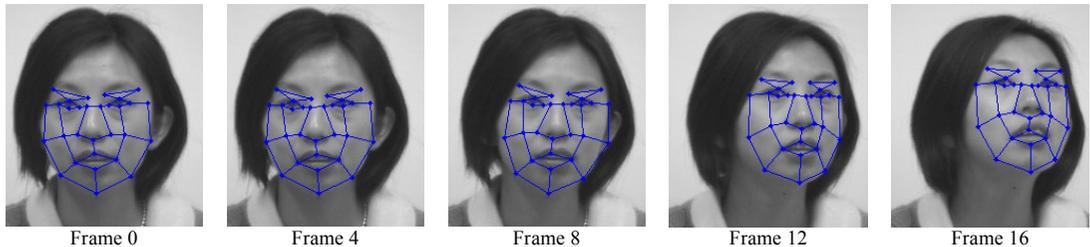


Fig.9 Video segment failed in tracking by optical flow in Fig.1 can be correctly tracked by Algorithm 3
图 9 图 1 中光流跟踪失败的视频段,在算法 3 下能够正确地跟踪

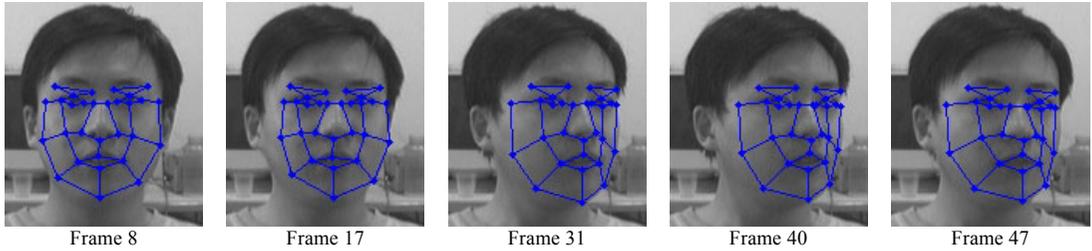


Fig.10 Face moving in the left-right direction

图 10 人脸左右转动

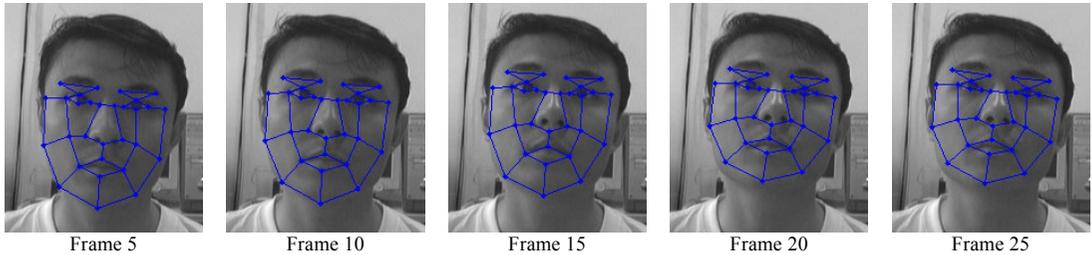


Fig.11 Face moving in the up-down direction

图 11 人脸上下转动

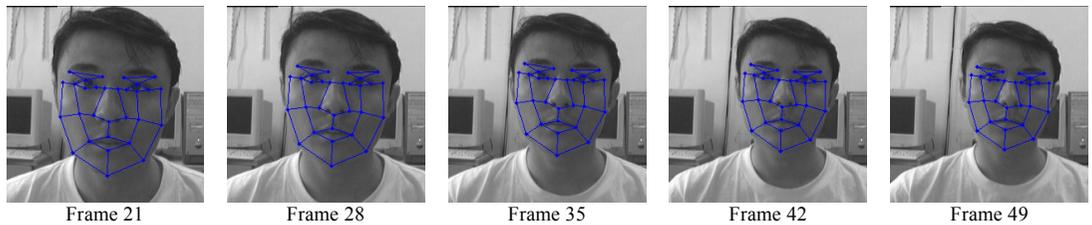


Fig.12 Face moving in the front-back direction

图 12 人脸前后移动

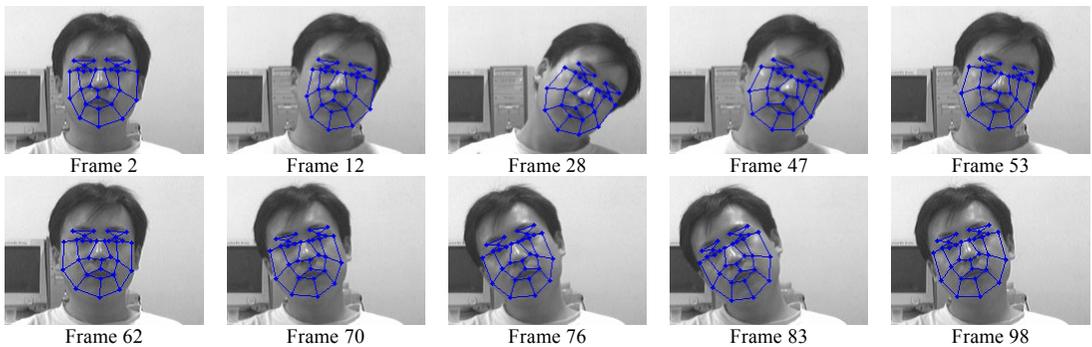


Fig.13 Face swaying in the plane

图 13 人脸在平面内晃动

从结果来看,虽然训练时的图像基本上都是正面的,但是在测试时对一定范围内的角度变化适应很好,对光照也不是特别敏感.对于并不完全满足仿射变换约束的人脸运动,如图 10 和图 11,仍然得到了较好的跟踪结果.

失败的跟踪一般有两种情况.一种是帧内双层 DAM 定位本身不准(如图 14(c)和图 14(d)所示),起因于人脸的纹理与训练集差别太大.更多的情况出现在人脸转动的幅度过大,超出了正面人脸 DAM 定位的范围(如图 14(a)和图 14(b)所示).对于前一种情况,可以通过扩大训练集来解决;对于后一种情况,可以通过训练多个姿态下的 DAM 模型,以适应头部更大的运动范围^[9].

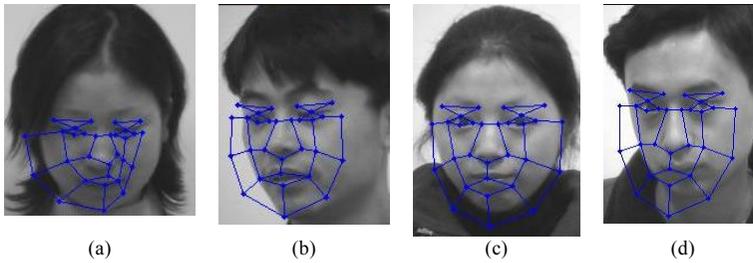


Fig.14 Examples of tracking failure

图 14 跟踪失败的例子

4 总 结

本文将 Lucas-Kanade 光流跟踪算法与人脸特征点定位的统计模型 DAM 在 Bayesian 框架下结合起来,提出了视频中人脸特征点定位与跟踪的一种混合模型方法.利用 Lucas-Kanade 算法预测人脸特征点的位置,充分利用了帧间的相关信息,提高了跟踪的速度.通过 DAM 中纹理对形状的约束,在提高了跟踪精度的同时增强了整个算法的鲁棒性.大量实验表明,这种方法对于人脸在多种运动下可以取得很好的跟踪效果,可以用于人脸识别中的特征网格定位,如基于弹性图匹配的人脸识别方法^[10],也可以用于 3D 人脸建模.

References:

- [1] Huang CL, Chen CW. Human facial feature extraction for face interpretation and recognition. *Pattern Recognition*, 1992,25(12): 1435~1444.
- [2] Cootes TF, Edwards GJ, Taylor CJ. Active appearance models. In: Burkhardt H, Neumann B, eds. *Proc. of the 5th European Conf. on Computer Vision*, Vol 2. Springer-Verlag, 1998. 484~498.
- [3] Cootes TF, Taylor CJ, Cooper DH, Graham J. Active shape models—Their training and application. *Computer Vision and Image Understanding*, 1995,61(1):38~59.
- [4] Lucas B, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: Hayes PJ, ed. *Proc. of the 7th Int'l Joint Conf. on Artificial Intelligence*. Vancouver: Morgan Kaufmann Publishers, 1981. 674~679.
- [5] Hou XW, Li SZ, Zhang HJ, Cheng QS. Direct appearance models. In: Kasturi R, Medioni G, eds. *Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*, Vol 1. Kauai: IEEE Computer Society, 2001. 828~833.
- [6] Yan SC, Liu C, Li SZ, Zhang HJ, Shum H, Cheng QS. Face alignment using texture-constrained active shape models. *Image and Vision Computing*, 2003,21(1):69~75.
- [7] Ahlberg J. Real-Time facial feature tracking using an active model with fast image warping. In: Kollias S, Maragos P, eds. *Proc. of the Int'l Workshop on Very Low Bitrate Video (VLBV)*. Athens, 2001. 39~43. <http://www.icg.isy.liu.se/~ahlberg/papers/conf/VLBV-01.pdf>
- [8] Song G, Ai HZ, Xu GY. Hierarchical direct appearance model for elastic labeled graph localization. In: Lu HQ, Zhang TX, eds. *Proc. of the 3rd Int'l Symp. on Multispectral Image Processing and Pattern Recognition*. SPIE Vol. 5286, Bellingham: SPIE, 2003. 127~132.
- [9] Li SZ, Yan SC, Zhang HJ, Cheng QS. Multi-View face alignment using direct appearance models. In: Davis L, ed. *Proc. of the Int'l Conf. on Automatic Face and Gesture Recognition*. Washington: IEEE Computer Society, 2002. 309~314.
- [10] Wiskott L, Fellous JM, Krer N, von der Malsburg C. Face recognition by elastic bunch graph matching. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(7):775~779.