

综合鲁棒特征和在线学习的自适应三维人脸多特征跟踪

汪晓妍 王阳生 周明才 冯雪涛 周晓旭

(中国科学院自动化研究所 北京 100190)

摘要 提出一种灰度与边强度信息相结合的鲁棒特征并综合在线学习方法来进行自适应视频人脸多特征跟踪。算法思想是利用三维参数化网格模型对人脸及表情进行建模,利用弱透视模型对头部姿态建模,求取归一化后的形状无关灰度和边强度纹理组合成一种鲁棒特征,建立单高斯自适应纹理模型,并采用梯度下降迭代算法进行模型匹配得到姿态和表情参数。实验证明,本方法比单纯利用灰度特征在复杂光线和表情下具有更好的鲁棒性。

关键词 视觉跟踪,在线学习,形状无关纹理,边强度

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

Adaptive 3D Facial Feature Tracking Combining Robust Feature with Online Learning

WANG Xiao-yan WANG Yang-sheng ZHOU Ming-cai FENG Xue-tao ZHOU Xiao-xu

(Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China)

Abstract An algorithm based on robust feature combining edge strength and raw intensity and online appearance model fitting was proposed to track head pose and facial actions in video. A 3D parameterized model, CANDIDE model, was used to model the face and facial expression, a weak perspective projection method was used to model the head pose, an adaptive appearance model was built on shape free intensity and edge texture, and then a gradient decent model fitting algorithm was taken to track parameters of head pose and facial actions. Experiments demonstrate that the algorithm is more robust than using only intensity especially when the lighting condition and facial expression is complicated.

Keywords Visual tracking, Online appearance model, Shape free texture, Edge strength

视频序列中的人脸上多个特征的跟踪是计算机视觉和相关领域中的一个关键技术^[1],是进行表情识别、人机交互等的一个重要步骤,其在很大程度上影响和决定着应用最后的精度和性能。人脸多特征跟踪主要包括头部姿态和面部表情动作两部分,头部的跟踪可以看成包括旋转和平移的刚性物体运动,而表情跟踪涉及受头部运动限制的非刚性形变,也就是由表情或动作^[2,3](讲话、眨眼等)引起的关节运动和由肌肉收缩舒张引起的可变形运动。

视觉跟踪的最主要的挑战在于解决目标物体的表现变化,包括姿态和形状变化,因此外界光照、相机运动、角度遮挡,不可避免造成大的表现变化。视觉跟踪需要适应目标物体和背景的不断变化,但是目前大部分算法^[4-6]只能在很好的控制环境下对物体进行短时间的跟踪,而当物体纹理或者环境光线出现比较大的变化时算法容易失效,或者难以跟踪到人脸上的细节动作^[7](如说话时嘴的动作),且部分方法需要取样本训练的过程^[8]。为了解决这些问题,本文提出一种基于鲁棒特征和在线学习的自适应方法并结合三维模型来进行人脸多特征跟踪。三维模型可以较好地克服姿态带来的影响,我们采用 CANDIDE 模型^[2]来对人脸姿态表情进行建模。

三维人脸建模是一项具有挑战性的工作,模型不仅需要能够描述不同人脸之间的差别,还要能描述出同一人脸的不同表情。CANDIDE 模型设计简单且与 MPEG-4 兼容,是进行图像分析和较低复杂度动画的有利工具。不同于固定模板或者提前进行训练的方法,在线学习的方法将训练阶段与搜索匹配阶段相结合,不需要样本学习,通过在线学习就能够很好地适应跟踪过程中的各种变化。

Jogen Alberg 等^[3]利用三维 CANDIDE 参数化网格模型^[2,3]对人脸及人脸动作进行建模,并结合类似主动纹理模型(AAM)的方法训练出形状参数的模型来进行跟踪。在此基础上,Davoine 等建立了自适应纹理观测模型,并结合确定性方法和随机方法对头部姿态和人脸动作进行跟踪^[9]。这种方法能够比较好地描述和跟踪脸部动作,但是其采用手工初始化方式,当初始位置不理想就容易失败,且其只利用了灰度信息来进行跟踪。直接利用灰度信息建模对光线变化是很敏感的,特别是当跟踪过程中光照条件发生剧烈变化时,在线学习模型也往往无法适应。从实际应用的角度看来,实际环境的光线情况是不可预知的,单用灰度信息性能很难达到要求。

为了提高对光照的鲁棒性要求,我们考虑在建模时加入

到稿日期:2008-12-22 返修日期:2009-09-03 本文受 863 国家重点基金项目(2007AA01Z341),国家科技支撑计划(2006BAK31B03)和海淀园文化创意产业基金(2007-CY-03)资助。

汪晓妍(1982-),女,博士生,主要研究方向为计算机视觉等,E-mail: xiaoyan.wang@ia.ac.cn;王阳生(1949-),男,研究员,博士生导师,主要研究方向为计算机视觉等;周明才(1979-),男,博士生,主要研究方向为计算机视觉等;冯雪涛(1981-),男,博士生,主要研究方向为计算机视觉等;周晓旭 男,助理研究员,主要研究方向为计算机视觉等。

不受光线影响的鲁棒特征。物体的边缘是由灰度不连续性所反映的,相对原始的灰度信息而言边缘对于光线更稳定,而因为灰度中包含了更多的信息量,本文利用边强度和灰度的融合信息来得到鲁棒特征进行在线建模。算法的思想是利用CANDIDE模型对人脸及表情进行建模,利用弱透视模型对头部姿态建模,然后对进行参数归一化后的形状无关灰度纹理图像,求取形状无关边强度图像,综合这两种特征建立单高斯自适应纹理模型,并采用梯度下降迭代算法进行模型匹配得到头部姿态和人脸表情参数。最后通过实验证明,本方法对光线变化鲁棒且有效。

1 人脸及表情的三维建模

人脸跟踪的基础是,构造的人脸模型需要同时能够描述不同人脸之间的差别和同一人脸的不同表情,因此人脸建模是一件困难的事情,相对于二维人脸模型,三维人脸模型能够更好地适应姿态变化。CANDIDE模型^[2]是为进行快速基于模型的人脸编码而设计的参数化网格模型,由于其简单实用且与MPEG-4兼容而成为研究领域非常流行的人脸模型,是进行图像分析和较低复杂度动画的有利工具。其根据这样的思路进行设计:人脸模型的形状由 N 个顶点链接而成,每个顶点由一个三维坐标来表示。模型可以通过如下描述进行变形:

$$g = \bar{g} + S\tau_s + A\tau_a \quad (1)$$

其中, \bar{g} 是模型的三维标准网格, τ_s 和 τ_a 分别为形状和表情系数, S 和 A 分别是表示模型的形状和动画分量。因此 $S\tau_s$ 描述的是不同人的脸型形状差异,而 $A\tau_a$ 描述的是同一人脸的表情变化。本文中假设形状和表情的变化相互独立,实际应用中可以通过线性组合来逼近这两种变化。

2 头部姿态建模

得到由形状和表情系数确定的三维网格后,还需要人脸的姿态参数。由3D到2D的映射使用的弱透视模型为 $g = f \cdot R \cdot (g_0 + A\tau_a) + t$ 。其中缩放系数 f 为相机焦距,平移系数 $t = (t_x, t_y)^T$,旋转矩阵 R 定义如下:

$$R = R_a \cdot R_\beta \cdot R_\gamma \quad (2)$$

其中,

$$R_a = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \cos\alpha & \sin\alpha \\ 0 & -\sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$R_\beta = \begin{bmatrix} \cos\beta & 0 & \sin\beta \\ 0 & 1 & 0 \\ -\sin\beta & 0 & \cos\beta \end{bmatrix} \quad (4)$$

$$R_\gamma = \begin{bmatrix} \cos\gamma & \sin\gamma & 0 \\ -\sin\gamma & \cos\gamma & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

这样姿态参数可以表示为:

$$\tau_p = [\alpha, \beta, \gamma, f, t_x, t_y]^T \quad (6)$$

则需要所有参数为:

$$\rho = [\alpha, \beta, \gamma, f, t_x, t_y, \tau_a^T, \tau_s^T]^T \quad (7)$$

3 形状无关纹理图像的生成

要对输入图像与参考图像进行比较,经过以上参数操作

后还需要去除形状变化对纹理的影响,因此我们采用分段仿射变换将纹理从网格 g 映射到标准网格 \bar{g} 中,得到形状无关纹理图像。设标准网格中某点 $(x, y)^T$ 所处三角形的顶点为 $(x_i^0, y_i^0)^T, (x_j^0, y_j^0)^T, (x_k^0, y_k^0)^T$,则这一点可以表示为:

$$(x, y)^T = a(x_i^0, y_i^0)^T + b(x_j^0, y_j^0)^T + c(x_k^0, y_k^0)^T \quad (8)$$

其中, $0 \leq a, b, c < 1$ 且 $a + b + c = 1$ 。通过简单的仿射变换, $(x, y)^T$ 映射到网格 g 中的 $(u, v)^T$ 为:

$$(u, v)^T = W((x, y), \rho) = a \cdot (u_i^0, v_i^0)^T + b \cdot (u_j^0, v_j^0)^T + c \cdot (u_k^0, v_k^0)^T \quad (9)$$

其中, $(u_i^0, v_i^0)^T, (u_j^0, v_j^0)^T, (u_k^0, v_k^0)^T$ 是相应三角形的3个顶点。

由于标准网格 \bar{g} 是已知的,可以提前将其所有点对应的仿射变换系数求出,以此来得到快速的变换算法。这一步可以看成是这两个集合的映射,又由于标准网格 \bar{g} 是确定的,而网格 g 是由所有参数确定的,因此映射可以做如下描述:

$$W((x, y); \rho) \rightarrow (u, v) \quad (10)$$

其中, ρ 是所需跟踪得到的参数。将这一过程简记为 $W((x, y); \rho)$ 。对于输入图像 I ,对应参数 ρ 生成的纹理图像记为 $W(I, \rho)$ 。通过生成形状无关纹理图像可以很好地判断跟踪结果的准确性,如图1所示,当参数准确时,对应的纹理图像是一张完好的正面无表情人脸,而跟踪错误时纹理图像也随之发生了变形。



图1 形状无关纹理图像

4 边强度的求取

Harris在文献[11]中描述了如何设计一个角点和边检测器。他们建立了一个局部纹理描述器,数学公式如下:

$$E(x, y) = \sum_{u, v} [I(u+x, v+y) - I(u, v)]^2 \quad (11)$$

如果用 A 来表示区域 $I(u, v)$,用 B 来表示区域 $I(u+x, v+y)$ 。上式可以理解为,局部纹理的能量可以由图像 A 与其经过移动后得到的图像 B 之间的欧式距离来表示。当区域 A, B 重叠时这个局部能量差为零,随着纹理性的增强,局部能量差将急速增加。考虑到噪声的影响,他们使用了高斯窗 $w(u, v) = e^{-(u^2+v^2)/2\sigma^2}$,并做了一阶近似展开:

$$E(x, y) = \sum_{u, v} w(u, v) [I(u+x, v+y) - I(u, v)]^2 = \sum_{u, v} w(u, v) \left[x \frac{\partial I}{\partial u}(x, y) + y \frac{\partial I}{\partial v}(x, y) + o(x^2, y^2) \right]^2 \quad (12)$$

当 A, B 相距较近时,上式可展开为:

$$E(x, y) = Ax^2 + 2Cxy + By^2 = (x \ y)M(x \ y)^T \quad (13)$$

其中, $A = \sum_{u, v} w(u, v) \left[\frac{\partial I}{\partial u} \right]^2, B = \sum_{u, v} w(u, v) \left[\frac{\partial I}{\partial v} \right]^2, C = \sum_{u, v} w(u, v) \left[\frac{\partial I}{\partial u} \frac{\partial I}{\partial v} \right], M = \begin{pmatrix} A & C \\ C & B \end{pmatrix}$ 。

当区域 A 与区域 B 不重合时,矩阵 M 的特征值 α, β 刻画了纹理能量函数在两个垂直方向上的变化率。这个变化率具有旋转不变性。为了不失一般性,可以假定 $\alpha \geq \beta$,图像中每个点的局部纹理特征可以用 α 和 β 来描述。 α 和 β 都较小时,

意味着此点处在一个平坦地区。 α 较大 β 较小时,意味着以此点为圆心沿某一个方向是平坦的,沿另一个方向是变化的,那么,可能的结果是此点位于边上。 α 和 β 都较大时,意味着此点可能是角点。为了能连续地分别表达角点和边的强度,Cootes 在文献[12]中定义了如下的描述器。

$$r = (\alpha^2 + \beta^2) \sin 2\theta = 2 \det M = 2AB - 2C^2 \quad (14)$$

$$e = (\alpha^2 + \beta^2) \cos 2\theta = \text{tr} M \sqrt{\text{tr}^2 M - 4 \det M} \\ = (A+B) \sqrt{(A-B)^2 + 4C^2} \quad (15)$$

其中, $\sin \theta = \frac{\beta}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}}$, $\cos \theta = \frac{\alpha}{\sqrt{\alpha^2 + \beta^2}}$ 。

从边信息的计算过程可以看出边的强度的数量级是梯度数量级的四次方,因而直接将边信息作为特征是不稳定的。为了反映出边变化的趋势,利用了 sigmoid 函数来进行平滑。sigmoid 函数如下:

$$g = \frac{g}{|g| + 1} \quad (16)$$

其中, $|g|$ 为 $|g|$ 在整个区域内的均值。图 2 为输入的图像及其归一化后的边强度信息和角点信息。可以看出,边强度图像中对象的轮廓十分明显,平滑区域如脸颊、下巴的边信息基本为 0。这样就去掉了冗余的信息,保留了有效的轮廓。



图 2 输入图像及平滑后的边与角点图像

5 在线学习模型

在 t 时刻的形状无关灰度和边强度纹理图像都可以看成是该时刻的观测,我们将两者相结合组成的特征数组记为 A_t 。假定纹理中的像素与像素间相互独立,则可以建立一个多元高斯模型来描述纹理的分布。假设分布的中心为 μ_t ,方差为 σ_t^2 ,它们都是以纹理图像大小为长度的向量。这样观测 A_t 发生的概率可以表示为:

$$p(A_t | \rho_t) = \prod_{j=1}^d N(A_t(j); \mu_t(j), \sigma_t^2(j)) \quad (17)$$

其中, $N(x; \mu, \sigma^2)$ 表示均值为 μ ,方差为 σ^2 时正态分布的概率密度函数。为了更好地利用当前帧的跟踪结果使模型自适应,采用如下方式对模型参数进行更新:

$$\mu_{t+1}(j) = (1 - \alpha_t) \mu_t(j) + \alpha_t A_t(j) \quad (18)$$

$$\sigma_{t+1}^2(j) = (1 - \alpha_t) \sigma_t^2(j) + \alpha_t (A_t(j) - \mu_t(j))^2 \quad (19)$$

其中, $\alpha_t = 1/t$,且将其限制在 0.01 与 0.1 之间。要求得最优的形状和表情参数,需将所得形状无关纹理图像与观测模型的距离最小化,即满足:

$$\min_{\rho} \epsilon_t = \min_{\rho} (W(I_t; \rho), \mu_t) = \sum_{j=1}^d \frac{(A_t(j) - \mu_t(j))^2}{\sigma_t(j)} \quad (20)$$

6 梯度下降迭代算法

将梯度下降法用于参数迭代计算,设 $t-1$ 时刻求得的参数为 ρ_{t-1} ,要求当前帧的参数为 $\rho_t = \rho_{t-1} + \Delta \rho$,使得获得的纹理图像与当前模型的均值最为接近,即满足:

$$W(I_t, \rho_t) \approx \mu_t \quad (21)$$

对上式左项相对 ρ_{t-1} 进行一阶泰勒展开可得到:

$$\mu_t \approx W(I_t, \rho_t) = W(I_t, \rho_{t-1}) + G_t (\rho_t - \rho_{t-1}) \quad (22)$$

其中, G_t 为梯度矩阵。由此可以得到参数变化量的近似值:

$$\Delta \rho_t = \rho_t - \rho_{t-1} = -G_t^\# (W(I_t, \rho_{t-1}) - \mu_t) \quad (23)$$

其中, $G_t^\# = (G_t^T G_t)^{-1} G_t^T$ 是 G_t^T 的伪逆。从 $\rho_t = \rho_{t-1}$ 开始,计算误差 e_t ,由于局部极值和数值精度的影响,每计算出一个 $\Delta \rho$,通过添加修正系数 $c (c > 0)$ 来更新参数并求取新的误差:

$$\rho' = \rho + c \cdot \Delta \rho, e' = e(\rho') \quad (24)$$

如果 $e' \geq e_t$,则尝试更小的系数 c ,直到 $e' < e_t$,用此时的 ρ' 更新参数并继续迭代至误差不再减小。梯度矩阵 G_t 的显示求取是很困难的,这里采用数值差分的方法来估计,对于矩阵 G 的第 j 列

$$G_j = \frac{\partial W(I_t, \rho)}{\partial \rho_j}, j = 1, \dots, \dim(\rho) \quad (25)$$

可以做如下近似:

$$G_j \approx \frac{W(I_t, \rho_t) - W(I_t, \rho_t + \delta q_j)}{\delta} \quad (26)$$

其中, δ 是第 j 个参数的变化步长, q_j 是一个仅第 j 个分量为 1、其他分量为 0 的矢量。由于单次差分受步长变化影响很大,为了使得估计更精确,采用多步计算求平均的方法:

$$G_j \approx \frac{1}{2K} \sum_{k=-K, k \neq 0}^K \frac{W(I_t, \rho_t) - W(I_t, \rho_t + k \delta_j q_j)}{k \delta} \quad (27)$$

其中, δ_j 是对应于第 j 个参数的最小扰动, K 是正整数,实验中取值为 8。总的算法过程如下:

• 初始化

1) 通过检测定位确定形状参数 τ_s , 设置表情参数 τ_e 和姿态参数为零,并计算形状无关纹理图像,初始化在线纹理模型。

• 在 t 时刻进行如下迭代

2) 迭代姿态和表情参数至收敛(迭代次数不超过某固定值):

(1) 根据当前系数和输入图像计算形状无关纹理图像并计算纹理特征 A_t ;

(2) 根据式(20)计算当前误差 e_t ;

(3) 计算包含姿态参数和表情参数的梯度矩阵 G_t ;

(4) 计算出新的姿态和表情参数和误差;

(5) 更新姿态和表情参数,更新误差 e_t ;

• 根据式(18)和式(19)跟踪结果更新在线纹理模型,即计算新的均值 μ 和方差 σ^2 。

7 实验结果

采用多个视频段对本文提出的跟踪算法在一台 P4 3.0G 的系统上进行测试,所有实验所用视频图像大小均为 320×240 ,形状无关纹理图像大小为 40×46 。实验中采用了 14 个形状模式和 6 个表情模式,其中的表情模式包括:(1)上嘴唇唇;(2)下嘴唇(下巴);(3)撇嘴抿嘴;(4)眉毛;(5)嘴角;(6)眉毛外点这样几部分的分解动作,绝大多数的普通表情都可以利用这几个分解动作组合而成。第一帧要求为中性表情人脸(表情系数为零)且正对摄像头(面外旋转角度为零)。采用 AdaBoost 检测器来检测人脸,然后通过一种加权的 AAM 算法^[13]得到多个特征点位置进行模型初始化。另外利用鲁棒统计方法来解决可能存在的遮挡问题。

图 3 显示的是第一帧输入图像和初始化结果及相应得到的形状无关边强度和灰度纹理图像。图 4 是在视频中的一些

跟踪结果,从左到右分别显示了输入图像、单用灰度信息的跟踪结果和利用综合特征的跟踪效果。可以看出在跟踪过程中加入了强烈的侧光,这两个时刻图像相应于初始时刻光照条件发生了比较大的变化,因此单用灰度跟踪失效,而利用本文的方法依然可以进行有效的跟踪。每幅跟踪结果图右侧的4张小图像分别显示了当前在线纹理模型的均值图像、当前系数得到的形状无关灰度图像和形状无关边强度图像及鲁棒统计方法得到的局外点图像。由于采用了在线纹理模型和鲁棒特征,不用提前学习,本方法就能够适应各种复杂的光照条件。

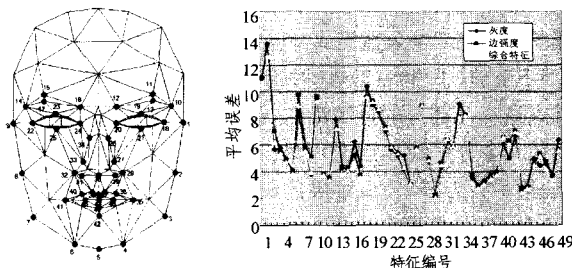


图3 实验结果 I



图4 实验结果 II

为了对算法的鲁棒性进行定量的论证,本文采用人脸与姿势识别工作组^[14]的经过准确标定的说话人脸视频对于姿态和表情跟踪的结果进行定量的分析。该段说话人脸视频是为了对自然交谈中人脸行为进行建模而设计的实验的一部分,由5000帧大小为 720×576 的图像组成,是在视频中的人进行对话时采集出来的,视频长度约为200秒,并对每帧图像中二维人脸特征点做了标定,得到68个点的真实位置。通过切割和比例缩放将视频图像转成 320×240 大小。如图5(a)所示,从68个标定中,选择了49个与Candide模型中对应点最近的点作为参考点,包括轮廓9个点、左右眉毛8个点、左右眼睛8个点、鼻子上9个点、内嘴唇7个点和外嘴唇8个点。图5(b)显示了分别利用灰度、边强度和综合特征情况下在测试库上49个对应点的平均误差,其中眼睛部分利用了其他状态判断方法,结果一致,其他部分的特征点跟踪情况反应出边强度信息的加入可以提高在表情姿态变化下的鲁棒性,而采用综合灰度和边强度信息可以得到更为精确的结果。



(a) Candide模型中对应的49个点 (b) 3种特征情况下的平均误差

图5 实验结果 III

结束语 本文利用CANDIDE模型对人脸及表情进行建

模,利用弱透视模型对头部姿态建模求取归一化后的形状无关灰度和边强度纹理,组合成一个鲁棒特征,对其建立单高斯自适应纹理模型,并采用梯度下降迭代算法进行模型匹配得到头部姿态和人脸表情参数。该方法不需要提前训练,能够在各种光照环境下工作,在一些姿态和表情变化较大的情况下也能进行很好的跟踪,尤其能很准确地表现出眉毛和嘴巴的动作,能很好地应用于表情驱动等实际系统中。相比现有的基于灰度特征的跟踪方法,本方法在光线条件或表情动作突然变化的情况下具有很好的鲁棒性。本文只利用了边强度信息,有必要引入更多特征信息。另外,由于眼部动作的复杂性,本文的方法并不能很好地跟踪眼睛的细节动作;还有速度的问题,这些都是下一步需要重点研究的内容,以便使研究结果能更好地进行应用。

参考文献

- [1] Gavrilu D. The visual analysis of human movement ; a survey [J]. Computer Vision and Image Understanding, 1999, 73 (1164):82-98
- [2] Ahlberg J. Candide-3 - an updated parameterized face[R]. No. LiTH-ISY-R-2326. Image Coding Group, Dept. of EE, Linkping University, Sweden, 2001
- [3] Ahlberg J. Real-time facial feature tracking using an active model with fast image warping[C]// International Workshop on Very Low Bitrate Video. 2001;39-43
- [4] Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using Mean Shift[C]// IEEE Proc. on Computer Vision and Pattern Recognition. Hilton Head Island, South Carolina, 2000;142-149
- [5] Stauffer C, Grimson W. Learning patterns of activity using real-time tracking[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22; 747-757
- [6] Rasmussen C, Hager G. Probabilistic Data Association Methods for Tracking Complex Visual Objects[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(6); 560-576
- [7] 宋刚,艾海舟,徐光祐. 纹理约束下的人脸特征点跟踪[J]. 软件学报, 2004, 15(11):1607-1615
- [8] 段鸿,程义民,王以孝,等. 基于Kanade-Lucas-Tomasi算法的人脸特征点跟踪方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2004, 16(3):279-283
- [9] Dornaika F, Davoine F. On appearance based face and facial action tracking[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2006, 16(9):1107-1124
- [10] Matthews I, Baker S. Active appearance models revisited[J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2):135-164
- [11] Harris C, Stephens M. A combined corner and edge detector[C]// Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference. 1988;147-151
- [12] Scott I, Cootes T, Taylor C. Improving appearance model matching using local image structure[C]// Proc. Information Processing in Medical Imaging. 2003;258-269
- [13] Wang S C, Wang Y S, Chen X L. Weighted Active Appearance Models. Advanced Intelligent Computing Theories and Applications. With Aspects of Theoretical and Methodological Issues. 2007;1295-1304
- [14] http://www-prima.inrialpes.fr/FGnet/data/01-TalkingFace/talking_face.html