

基于三维模型和深度灰度约束加权的人脸姿态跟踪

梁国远 查红彬 刘宏

(北京大学视觉与听觉信息处理国家重点实验室 北京 100871)

(lianggy@cis.pku.edu.cn)

摘要 提出一种基于人脸三维模型和深度灰度约束加权对单目视频图像序列中的人脸空间姿态进行跟踪的方法。首先用仿射变换的方法得到初始帧的人脸姿态参数并作为姿态跟踪的起点,然后用三维几何信息对线性灰度和深度约束方程加权得到更精确的帧间运动参数,为了消除光照变化和遮蔽的影响,在跟踪过程中逐帧自动进行特征点更新。对模特头像和真实人脸的实验结果表明,该方法能实现精确而可靠的姿态跟踪,特别对深度方向变化较大的运动,效果更为明显。

关键词 人脸姿态跟踪;三维模型;深度与灰度约束加权;特征点自动更新
中图分类号 TP391.41

Face Pose Tracking with 3D Model and Weighted Depth and Brightness Constraints

Liang Guoyuan Zha Hongbin Liu Hong

(National Laboratory on Machine Perception, Peking University, Beijing 100871)

Abstract This paper proposes a robust method of tracking human head poses from a sequence of monocular images. First we estimate the head pose parameters in the first frame by an affine correspondence based method. Then linear brightness and depth constraint equations are derived from the small interframe rigid motion assumption. At the same time, we use a 3D head model to provide depth measurements and take advantage of geometry information of the features on the face surface to weight the brightness and depth constraints and refine the results. Finally, in order to remove the effects of gradual lighting changes and occlusions, we estimate the reliability of the features frame by frame and dynamically update the reliable feature set. Experiments show that the proposed method can robustly track the head poses even for heads moving with large depth changes.

Key words face pose tracking; 3D models; weighted brightness and depth constraints; dynamic feature updating

0 引言

人脸姿态跟踪是指在连续的图像序列中确定人脸在三维空间中姿态变化的过程,其在智能人机交互、基于模型的视频会议编码、虚拟现实、智能监控等方面都有广阔的应用前景。

现有的人脸姿态估计方法大体上可以分为 2

类:基于人脸特征的方法和基于模型的方法。基于人脸特征的方法认为在人脸空间姿态和人脸图像的某些特征(如灰度、色彩、图像梯度等)之间存在着一定的对应关系,因此获取大量不同姿态的训练样本,通过统计方法来建立这种关系^[1-2]。通常,这类方法需要大量的样本,结果往往不够准确。基于模型的方法利用某种几何模型来表示人脸的结构和形状,通过提取某些特征,在模型和输入图像之间建立起

对应关系,然后通过几何对应的方法实现人脸空间姿态的估计^[3-8]。基于模型的方法所用的模型可以是简单的几何形体(平面、圆柱^[6]等),某种几何结构、通过三维测距设备得到的人脸三维模型^[4-5,7],或是按某种方法建立的通用人脸模型^[8]。

基于模型方法的难点是如何获得准确的二维/三维特征对应以及求解非线性最优化问题。非线性问题通常难以获得闭合形式的解,需要较好的初始估计值并通过反复迭代过程求得最优解。为了避免求解非线性问题,Faugeras^[9]和 Quan 等^[10]给出了直接求解物体姿态的线性方法。然而 Faugeras 方法必须使用 6 个以上的共面特征点,Quan 方法无法保证物体的形状不变。Harville 等^[11]利用立体视觉系统提供帧速率的深度信息,提出了一种基于线性的深度和灰度信息约束的人脸姿态估计方法,但该方法未考虑各特征点在的人脸不同部位的几何性质的差异对估计结果的影响。

本文提出了一种基于三维模型和深度与灰度约

束加权的算法,能够对单目图像序列中的人脸空间姿态进行准确而可靠的跟踪。首先使用基于仿射变换的方法得到不依赖于人脸初始状态的姿态参数并作为跟踪的起点;然后利用三维模型提供的几何信息对深度和灰度约束方程加权并计算出帧间的运动参数,在跟踪的过程中采用了特征点动态更新的方法,提高了系统的精确性和鲁棒性。

1 系统结构

图 1 所示为系统框图。我们用手持式激光扫描仪 FastSCAN 来获取人脸的三维数据,为了消除原始数据中的噪声,用三维建模软件 Polyworks 对原始数据进行了平滑、去噪和补洞等处理,得到精度较高的人脸三维模型;同时,使用 1 台 Mintron 变焦 CCD 摄像头获取人脸的视频图像,该摄像头的内参数已经通过一种自校准方法^[12]获得。

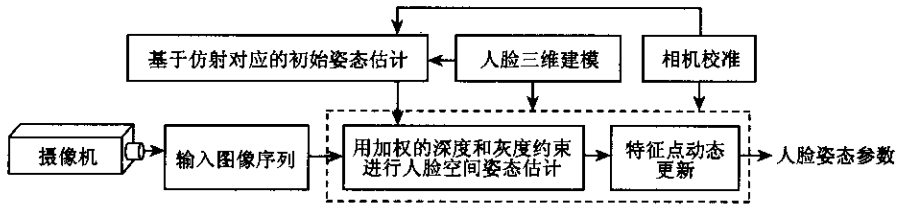


图 1 系统框图

首先用一种基于仿射变换的方法^[4]计算初始帧的人脸姿态作为跟踪的起点。该方法的基本思想是选取人脸特定部位的特征点,如眼角、嘴角等,这些特征点近似位于一个平面,因此满足仿射变换的条件,然后计算出仿射变换参数并得到姿态参数的初始估计值,最后通过一个非线性的最优化过程得到姿态参数的最优解。

图 2 所示为基于仿射变换方法的基本原理。假设有一个圆位于正面平行的人脸平面上,它在图像平面上的投影也是圆,当人脸姿态发生变化时,其投

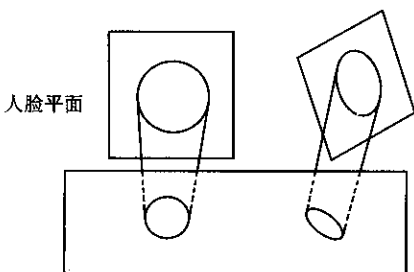


图 2 基于仿射变换的人脸姿态估计方法

影就变成了椭圆,可以通过旋转图像平面和坐标轴使该投影再次变成圆从而得到姿态参数。Xiao 等^[6]将正面平行人脸图像作为跟踪的起点,当初始帧中人脸不处于正面平行状态时,需要用一些正面人脸的检测方法等待人脸处于正面状态才能开始进行姿态跟踪。与之相比,本文方法不依赖于初始帧的人脸姿态,可以用基于仿射变换的方法直接得到初始姿态参数并立刻开始跟踪。

2 帧间运动参数的估计

基于二维/三维特征对应的方法从本质上来说是求解非线性最优化问题。假设相邻帧之间运动为刚性且幅度较小,利用三维模型提供的深度信息就可以将非线性问题简化为线性问题,得到加权的线性灰度深度约束方程,用线性最优化方法可靠地求解帧间运动参数。

2.1 加权的深度和灰度约束方程

得到人脸初始姿态估计以后,用 KLT(Kanade-

Lucas-Tomasi 方法^[13]在输入的人脸图像上生成一定数目的特征点. KLT 方法能使所选择的特征点位于人脸富含纹理信息的区域, 适合进行可靠的跟踪. 由于初始的人脸姿态参数已经用文献[4]的方法求出, 因此可以将这些二维特征点反投影到三维模型上获得对应的三维特征点, 这样就得到一组对应的二维/三维特征点对.

如果只考虑图像的灰度信息, 根据透视投影原理和微小的帧间刚性运动假设, 可以推导出线性的灰度约束方程^[11]. 用 $X = (X, Y, Z)^T$ 表示三维特征点, 其在三维空间中的运动速度为 $V = (V_x, V_y, V_z)^T$, 对应的二维特征点为 $x = (x, y)^T$, 其在图像平面上的运动速度为 $v = (v_x, v_y)^T$. 用 f 表示摄像机的焦距, 则线性的灰度约束方程为

$$-I_t = \frac{1}{Z}(fI_x fI_y - (xI_x + yI_y))Q\phi \quad (1)$$

其中 I_x, I_y 和 I_t 分别是灰度对 x, y 和 t 的方向导数; Q 为一个和 X 有关的 3×6 的矩阵; $\phi = (t_x, t_y, t_z, \omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$ 为运动参数向量, 包括 t_x, t_y, t_z 3 个平移分量和 $\omega_x, \omega_y, \omega_z$ 3 个旋转分量.

式(1)体现了相邻帧之间各特征点的灰度一致性关系. 如果每个特征点的三维信息均已知, 且将灰度一致性的思想扩展为深度一致性, 就可以得到相邻帧之间的深度约束. 同样, 用透视投影模型和微小的帧间刚性运动假设, 就可以得到与式(1)类似的线性深度约束方程^[11]

$$-Z_t = \frac{1}{Z}(fZ_x fZ_y - (Z + xZ_x + yZ_y))Q\phi \quad (2)$$

如果已知 N 个二维/三维特征点对, 则可以将所有特征点的线性灰度和深度约束式(1)和(2)叠加起来并以矩阵的形式表示. 运动参数的估计问题就等价于求解下面的最优化问题

$$\min \|W(b - H\Omega)\|^2 \quad (3)$$

其中 b 是一个 $2N$ 维向量, 其元素值分别为每个特征点的 $-I_t$ 和 $-Z_t$; H 为一个 $2N \times 6$ 矩阵, 每一行都是一个 6 维向量, 分别由 $1/Z \cdot (fI_x fI_y - (xI_x + yI_y))Q$ 和 $1/Z \cdot (fZ_x fZ_y - (Z + xZ_x + yZ_y))Q$ 给出. 显然, 位于人脸不同区域的特征点对运动参数的估计起的作用有所不同. 在式(3)中引入一个 $2N \times 2N$ 的对角权值矩阵 W 来描述不同特征点的影响,

$$W = \begin{pmatrix} \sqrt{\omega_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \sqrt{\omega_2} & & 0 \\ \vdots & & & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \sqrt{\omega_{2N}} \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中对角线上的每一个元素为各特征点的权值. 如果特征点数 N 大于 6, 则可以用加权的线性最小二乘法求解式(3)的最优化问题.

从以上讨论可以看出, 灰度约束方程建立在帧间特征点灰度一致性的假设之上. 通常, 灰度变化很不稳定, 容易受到光照、遮蔽和其他一些因素的影响. 深度约束则利用三维模型的深度信息, 其变化比较稳定, 能提供比较可靠的约束. 因此将深度和灰度约束方程联立, 并用加权的线性最小二乘法求解这个最优化问题, 可以得到比单独使用灰度约束更好的结果.

2.2 计算特征点的权值

图像噪声、光照变化以及遮蔽都会引起图像灰度分布的不一致, 进而影响特征点跟踪的可靠性. 对于位于人脸不同位置的特征点, 其影响大小不尽相同, 因此在计算帧间运动参数时, 应用权值的形式加以体现.

首先考虑图像上位于人脸侧面区域的特征点, 由于它们非常容易被遮蔽, 或是在二维图像上跨越不同表面的边界, 对这些特征点用光流法进行跟踪容易产生较大的误差, 因此应当赋予较小的权值. 可以用特征点和焦点的连线与特征点法线之间的夹角来定义侧面权值. 如图 3 所示, 三维特征点为 X , 其二维投影为 x , O 是摄像机的焦点, θ 是人脸表面在 X 点的法线方向和 XO 之间的夹角. 定义侧面权值的表达式为

$$\omega_s = 1 - \min(|\theta|, \frac{\pi}{2}) \cdot \frac{2}{\pi} \quad (5)$$

当时 $\theta \geq \frac{\pi}{2}$, $\omega_s = 0$, 表示特征点不可见; 当 $\theta < \frac{\pi}{2}$ 时, 权值随着 θ 线性地变化, θ 越小权值越大.

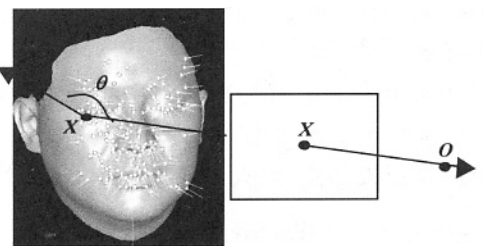


图 3 侧面权值的定义

在推导深度和灰度约束方程的过程中, 对相邻两帧之间的深度和灰度变化进行一阶泰勒近似. 显然, 越接近于线性变化, 一阶泰勒近似产生的误差就越小. 当相邻帧之间的时间间隔较小时, 时域上能够保持较好的线性变化的性质; 而在空域上的变化则取决于特征点所在的人脸表面区域的曲率大小.

较小曲率的区域表示深度和灰度值在时域和空域上变化越接近于线性,应该赋予较大的权值. 曲率权值

$$\omega_c = 1 - \frac{1}{\min(C_f, T)} \cdot T \quad (6)$$

其中, C_f 是人脸曲面在特征点位置的高斯曲率, T 是预定义的阈值. 当 $C_f \geq T$ 时, $\omega_c = 0$, 表示该点处曲面的曲率太大, 不能满足线性变化的条件, 这时用一阶泰勒展开作为近似会产生较大的误差; 否则, C_f 越小, ω_c 越大, 表示曲面越接近平面对姿态参数估计起的作用越大. 图 4 所示为位于人脸表面上不同曲率区域的特征点.

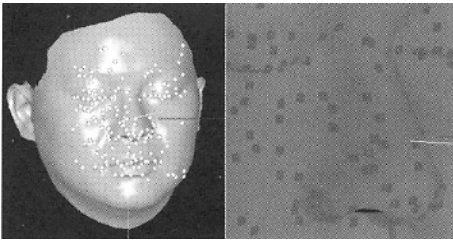


图 4 位于三维人脸表面不同曲率区域的特征点

综合考虑式(5)(6)表示的 2 种因素, 可以得到总的权值计算公式

$$\omega = C\omega_s\omega_c \quad (7)$$

其中 C 是比例常量. 对每个特征点, 将式(7)计算出的权值代入式(4)就可以得到权值矩阵.

2.3 计算特征点位置的曲率

我们用二次曲面来近似特征点周围区域的人脸曲面, 并计算该点的高斯曲率. 定义该二次曲面方程为 $Z = f(x, y) = a_0 + a_1x + a_2y + a_3x^2 + a_4y^2$, 其中 $\{a_i\}_{i=0}^4$ 为待定的系数. 由于人脸的三维模型已知, 可以在三维特征点周围的人脸曲面上选取一些采样点, 用最小二乘法求解这些系数的值, 然后根据微分几何的理论^[14]求得人脸曲面上的某个三维点 $(x, y, f(x, y))$ 处的高斯曲率 C_f , 并代入式(6).

2.4 计算相邻帧之间的运动参数

在式(2)中, 由于人脸的三维模型已知, 所以深度对 x 和 y 的方向导数能够很容易计算出来, 问题是如何计算深度对时间 t 的方向导数. 文献[11]利用立体视觉系统获得帧速率的人脸深度信息, 并计算出图像上每个像素点的深度对时间 t 的方向导数. 由于本文使用的单目系统无法获得帧速率的深度信息, 因此采用一种不同的方法求解姿态参数, 其主要步骤如下:

Step1. 初始的姿态参数估计之后, 设用 KLT 方法所生

成的所有特征点的集合为 $P = \{p_i\}_{i=1}^N$. 从 P 中随机地选取 n 个点 ($n < N$) 构成一个特征点组合 $G_j = \{p_{g_i}\}_{i=1}^n$, $m < N$ 且 $p_{g_i} \in P$; 反复 M 次选出 M 个特征点组合, 并得到集合 $G = \{G_j\}_{j=1}^M$.

Step2. 对每个特征点组合 G_j 根据式(1)得到一组人脸运动参数 ϕ_j , 所有 M 组参数构成集合 $\phi = \{\phi_j\}_{j=1}^M$.

Step3. 对每组运动参数 $\phi_j \in \phi$, 计算出所有三维特征点的二维投影与二维特征点之间的误差中值, 然后选取 M' 个能产生最小误差中值的运动参数 ϕ_j , 组成新的集合 $\phi' = \{\phi_j\}_{j=1}^{M'}$, $M' < M$.

Step4. 对 ϕ' 中的每组运动参数计算出 P 中所有特征点在 $t+1$ 时的深度值, 然后用第 4 节中的方法对所有特征点得到能产生最小误差的深度均值.

Step5. 用深度均值计算深度对时间 t 的方向导数, 然后联立式(1)和(2), 并用加权的线性最小二乘法得到运动参数的最终估计值.

完成上述步骤后, 根据得到的帧间运动参数值, 将三维模型旋转和平移到新的位置. 对序列中的每一帧都重复以上的过程, 即可实现连续的人脸姿态跟踪.

3 特征点的动态更新

在特征跟踪的过程中, 由于受各种因素的影响, 某些特征点位置可能会出现较大的误差. 尽管已经对可能出现较大误差的特征点赋予较小的权值, 但由于产生误差因素的不确定性, 应逐帧地判断每个特征点的可靠性, 及时丢弃那些误差较大的点, 并在必要的时候生成新的特征点. 在跟踪的过程中采用一种自动的特征更新算法确定误差的阈值, 该算法如图 5 所示. 其主要步骤如下:

Step1. 对图像序列中的每一帧(除了第 1 帧)完成运动参数的估计之后, 计算出二维特征点和三维特征点的二维投影之间的误差, 并得到按升序排列的误差集合 $E = \{\epsilon_i\}_{i=1}^N$.

Step2. 开始进行跟踪时, 假设可靠的特征点数与所有特征点数的比值为某个特定的值 r (如 0.9). 构造可靠特征点集合 R , 包含 $N_r = N \times r$ 个投影误差最小的特征点; 同样, 可以构造不可靠特征点集合 U , 包含剩下的 $N - N_r$ 个投影误差较大的点.

Step3. 计算 R 中特征点的误差均值 m 和标准差 σ .

Step4. 在 E 中搜索满足条件 $|\epsilon_i - m| > 2.5\sigma$ 的元素, 假设其个数为 N_u ,

a. 如果 $N_r + N_u = N$, 转到 Step5, 当前的 R 即为可靠的特征点集合;

b. 如果 $N_u > N - N_r$, 令 $N_r = N_r - 1$, 将 R 中的最后一个元素加入 U 的起始位置上, 并转 Step3;

c. 如果 $N_u < N - N_r$, 令 $N_r = N_r + 1$ 将 U 的第 1 个元素加到 R 的末尾, 转 Step3.

Step5. 确定了可靠的特征点集合之后, 丢弃 U 中不可靠的特征点, 并根据 KLT 方法^[13]生成相同数目的新特征点补充到 R 中去.

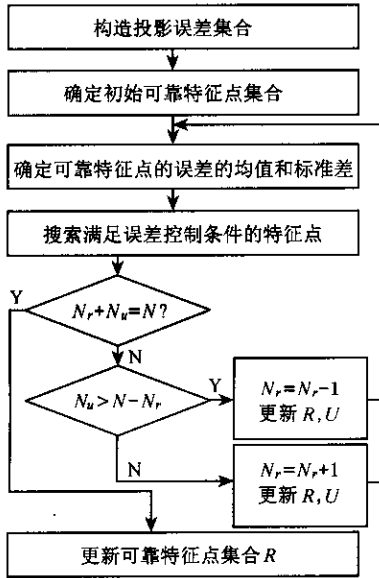


图5 动态特征点更新算法

对于图像序列中的每一帧都进行上述的特征点更新操作, 并利用更新后的特征点估算帧间运动参数. 特征点动态更新算法能够有效地消除误差积累, 提高长时段的人脸姿态跟踪过程的可靠性和准确性.

4 实验结果与分析

我们设计了 2 组实验来检验人脸姿态跟踪算法的有效性.

实验 1. 实验的目的是检验算法的精确性. 将一个模特头像放在转台上, 该转台的旋转角度可以通过仪器精确地读出. 调节转台和模特头像之间的相对位置, 分别模拟绕 X, Y 和 Z 轴的旋转, 如图 6 所示.

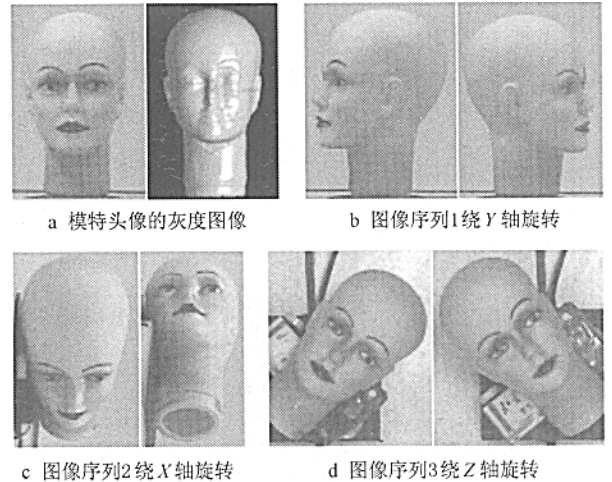
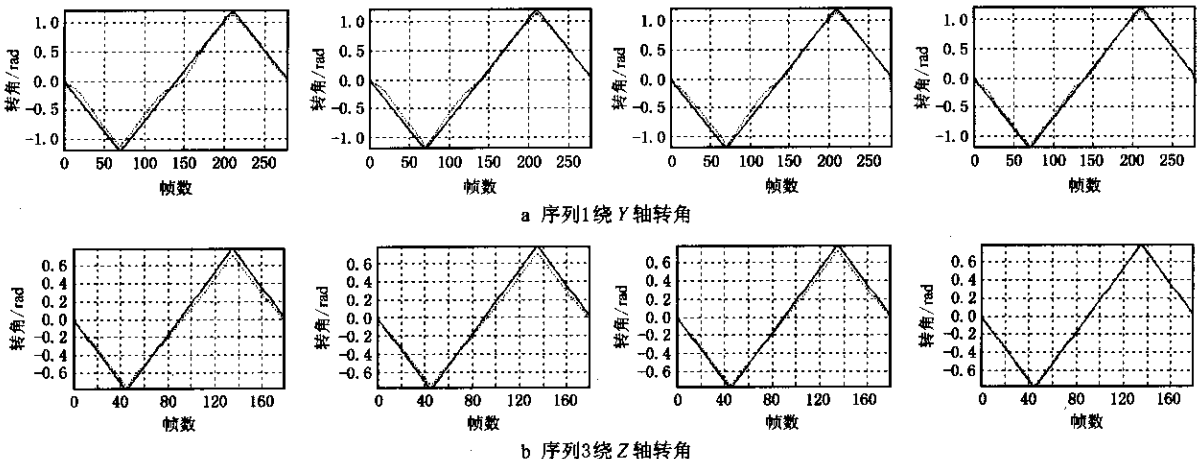


图6 模特头像的图像序列

实验 1 使用 3 组图像序列, 各帧是单独拍摄的, 这样做的目的是为了保证帧与帧之间的运动参数都能通过仪器准确读出. 第 1 组序列中模特头像最初正面朝向摄像机, 然后绕 Y 轴旋转 -70° , 再回到 0° , 再旋转 $+70^\circ$, 再回到 0° , 共计 280 帧(每帧 1°); 第 2, 3 组序列初始状态也是正面朝向摄像机, 然后分别绕 X 和 Z 轴旋转, 转角从 $-45^\circ \sim +45^\circ$ (每帧 1° , 共 180 帧).

图 7 所示为其中 2 组图像序列的模特头像转角与各帧之间的关系. 用 BC 表示灰度约束方法, DC 表示深度约束方法, DFU 表示动态特征点更新方法. 对每一组序列的运动参数分别用以下 4 种方法



注: ——表示真实值; - - -表示估计值

图7 模特头像的转角真实值和估计值的比较

分别求解:1)只用 BC 的方法;2)联合使用 BC 和 DC 的方法;3)用加权的 BC 和 DC 方法;4)本文方法(加权的 BC、DC 和 DFU 的方法).每幅图中的真值用实线表示,用各种方法得到的估计结果则以虚线表示.图 7 中,每行从左往右依次是使用上述 4 种方法得到的结果.

如图 7 所示,对各组序列来说,只用 BC 的方法得到的结果很不准确,原因是 BC 中只利用了图像的灰度信息,非常容易受到噪声、光照变化以及遮蔽的影响.对于能引起在深度方向较大变化的运动,如绕 Y 轴和 X 轴的旋转,联合使用 BC 和 DC 的方法能使估计结果得到明显的改善;然而对深度方向变化较小的运动,如绕 Z 轴的旋转,深度约束的作用并不太明显.基于加权的 BC 和 DC 的方法能有

效地减少误差.特别是当人脸运动到 2 个极值点附近时,最容易出现遮蔽和不可靠的特征点.使用特征动态更新算法最显著的效果是能够消除较长时间跟踪产生的积累误差.在 3 组图像序列的实验中,最大的误差和整个旋转角的比值不超过 3%.

实验 2. 用摄像机分别记录人脸绕 X 轴、Y 轴和自由运动的 3 组图像序列(每组 190 帧).图 8 a 所示为从这 3 组序列中分别选取的 4 帧图像,使用联合 BC 和 DC 方法和本文方法得到的结果.可以很直观地看出本文方法得到估计结果比较准确,说明加权和特征动态更新算法具有比较明显的减小误差的作用.图 8 d~8 f 中,实线表示绕 Y 轴转角,虚线表示绕 X 轴转角.

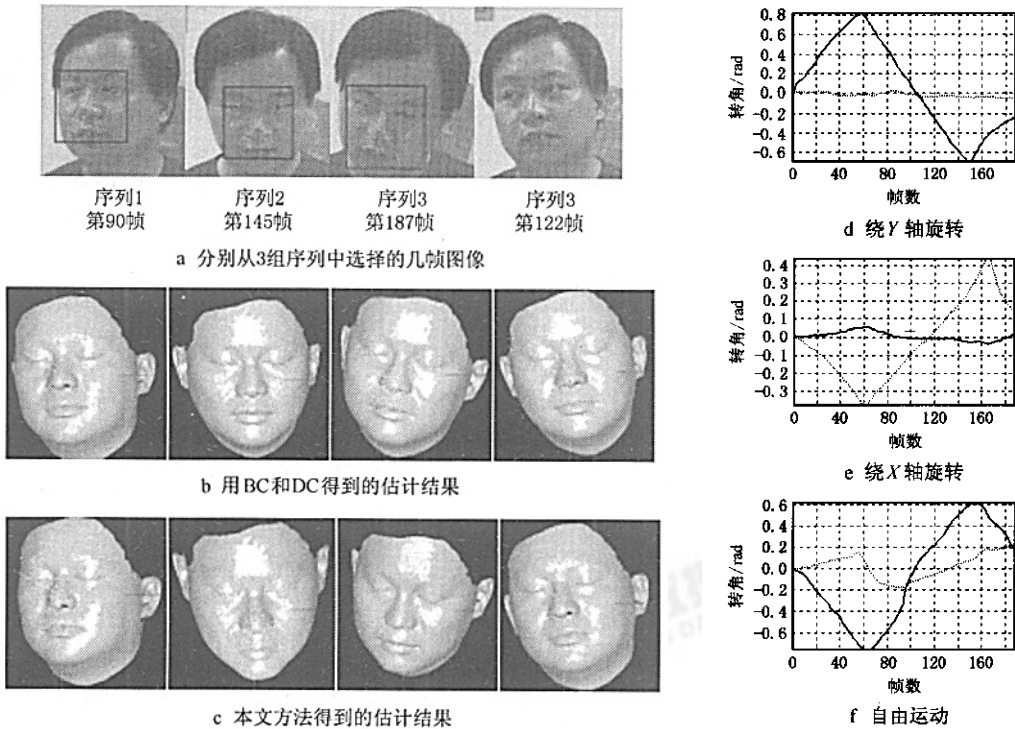


图 8 真实图像序列实验结果

由于本文方法通过多次旋转模型并用统计的方法得到深度对时间的导数,因此本文方法的运算速度较慢,在 P IV 2.4 GHz 的微机处理速度约为 0.45 帧/s.

5 结 论

本文提出了一种用人脸三维模型和加权的线性深度灰度约束对单目图像运动序列进行人脸空间姿态跟踪的方法.与现有的方法相比,本文方法具有以下优点:1)不需要预先获得大量不同姿态的训练

样本;2)不依赖于初始帧的人脸姿态,用人脸三维模型构造虚拟正面平行投影,并基于仿射对应的原理得到初始姿态参数并立刻开始跟踪;3)利用三维模型的几何信息计算各个特征点的权值并对线性的约束方程加权,不仅避免了求解非线性问题,而且还提高了估计结果的准确性;4)通过特征点动态更新技术,逐帧自动判断特征点的可靠性,丢弃误差较大的特征点并及时补充新的特征点,从而能有效地消除遮蔽和光照变化引起的特征点跟踪误差.实验证明,该方法能够有效地提高姿态跟踪的可靠性和准确性.

本文方法最大的缺陷在于速度较慢,今后的工作将逐步解决这一问题.

参 考 文 献

- [1] Chen Q, Wu H, Fukumoto T, *et al.* 3D head pose estimation without feature tracking [C] // Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, 1998: 88-93
- [2] Wei Y, Fradet L, Tan T. Head pose estimation using Gabor eigenspace modeling [C] // Proceedings of International Conference on Image Processing, Rechester, New York, 2002, 1: 1281-1284
- [3] Lepetit V, Pilet J, Fua P. Point matching as a classification problem for fast and robust object pose estimation [C] // Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D C, 2004, 2: 11244-11250
- [4] Liang G, Zha H, Liu H. Affine correspondence based head pose estimation for a sequence of images by using a 3D model [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Seoul, 2004: 632-637
- [5] Shimizu I, Zhang Z, Akamatsu S, *et al.* Head pose determination from one image using a generic model [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Nara, 1998: 100-105
- [6] Xiao J, Kanade T, Cohn J F. Robust full-motion recovery of head by dynamic templates and re-registration techniques [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington D C, 2002: 593-600
- [7] Yang R, Zhang Z. Model-based head pose tracking with stereo vision [C] // Proceeding of IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Washington D C, 2002: 255-260
- [8] Yao J, Cham W. Efficient model-based linear head motion recovery from movies [C] // Proceedings of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D C, 2004, 2: 11414-11421
- [9] Faugeras O. Three-dimensional computer vision [M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1993
- [10] Quan L, Lan Z. Linear N⩾4-point pose determination [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Computer Vision, Bombay, 1998: 778-783
- [11] Harville M, Rahimi A, Darrell T, *et al.* 3D pose tracking with linear depth and brightness constraints [C] // Proceedings of the 7th International Conference on Computer Vision, Kerkyra, 1999, 1: 206-213
- [12] Ma Songde, Zhang Zhengyou. Computer vision: Computation theory and algorithm basis [M]. Beijing: Science Press, 1998 (in Chinese)
(马颂德, 张正友. 计算机视觉——计算理论与算法基础 [M]. 北京: 科学出版社, 1998年)
- [13] Shi J, Tomasi C. Good features to track [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, 1994: 593-600
- [14] Mei Xiangming, Huang Jingzhi. Differential geometry [M]. Beijing: People's Education Press, 1981 (in Chinese)
(梅向明, 黄敬之. 微分几何 [M]. 北京: 人民教育出版社, 1981年)



梁国远 男, 1974年生, 博士研究生, 主要研究方向为计算机视觉、智能信息处理.



查红彬 男, 1962年生, 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为计算机视觉、虚拟现实.



刘宏 男, 1967年生, 博士, 副教授, 主要研究方向为计算机视觉、智能机器人等.