

# 基于贝叶斯网络增强预测模型的人脸多特征跟踪

苏从勇 庄越挺 黄丽 吴飞

(浙江大学计算机学院, 浙江大学-微软视觉感知实验室, 杭州 310027)

**摘要** 人脸多特征跟踪是当前计算机视觉中的一个难题, 其中一个难点是需要尽可能准确地预测出下一帧中人脸多个特征轮廓的位置。提出了一个基于多重提示预测模型的跟踪算法, 将基于二阶自回归过程的动力学模型的快速性特点与基于图模型(贝叶斯网络)动力学模型的准确性特点结合起来, 得到融合的预测结果。多重提示的预测模型与观测模型可以方便地集成在卡尔曼滤波框架中。实验结果表明本文算法可以较准确地同时跟踪具有丰富表情的人脸多个特征。

**关键词** 人脸多特征跟踪 多重提示 贝叶斯网络 图模型 卡尔曼滤波 平均移动算法

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2005)02-0175-06

## Bayesian Network Enhanced Prediction Based Multiple Facial Feature Tracking

SU Cong-yong, ZHUANG Yue-ting, HUANG Li, WU Fei

(College of Computer Science, Zhejiang University, Microsoft Visual Perception Laboratory of Zhejiang University, Hangzhou 310027)

**Abstract** Multiple facial feature tracking is a challenging problem in computer vision domain. To accurately predict the positions of facial features' contours is important but difficult. This paper proposes a multi-cue prediction model based tracking algorithm. In the prediction model, second order autoregressive process (ARP) based dynamic model is combined with graphical model (Bayesian network) based dynamic model. Incorporating ARP's quickness into graphical model's accurateness, we obtain the fusion of the prediction. The prediction model and the measurement model are integrated into the framework of Kalman filter. The experimental results show that our algorithm can accurately track multiple facial features with various facial expressions.

**Keywords** multiple facial feature tracking, multi-cue, Bayesian network, graphical model, Kalman filter, meanshift

## 1 引言

人脸多特征跟踪是计算机视觉中一个重要而且困难的课题。它可以应用在如人脸表情提取和人脸表情重定向等方面。Kass 等人<sup>[1]</sup>提出了 Snakes: Active Contour 模型来对人的嘴唇等轮廓进行跟踪。Snakes 是受约束的能量最小化样条曲线, 使用 Snakes 模型可以得到光滑特征轮廓。但是当控制点

数目较多时, 形状空间维数太大对提高跟踪效率不利, 另外直接对控制点操纵容易生成实际上不可能的轮廓线。Cootes 等人<sup>[2]</sup>提出了 ASM/AAM 方法, 其跟踪的效果取决于模型的初始位置和训练样本中包含的变化, 难以处理存在遮挡的情况, 而且在训练时, 通常使用折线标识人脸上的特征, 因此, 轮廓不够光滑。国内也有对人脸特征跟踪的相关研究<sup>[3]</sup>, 但它是基于人脸单特征的跟踪。为此, 提出一种基于贝叶斯网络增强预测模型的人脸多特征跟踪算

**基金项目:** 国家自然科学基金项目(60272031); 国家重点基础研究发展规划项目(2002CB312101); 浙江省自然科学基金项目(ZD0212); 教育部博士点科研基金项目(20010335049)

**收稿日期:** 2004-01-14; **改回日期:** 2004-07-13

**第一作者简介:** 苏从勇(1979~), 男, 2002年于浙江大学仪器系获硕士学位, 现为该校计算机学院博士研究生。主要研究方向为图像处理、计算机视觉和计算机人脸动画。E-mail: su@cs.zju.edu.cn

法,其要点如下:(1)采用 B 样条来描述特征的轮廓。由于人脸特征轮廓是光滑的,这种方法比 AAM 中的折线更能贴近真实的情况。(2)结合 AAM 中维数约减思想,采用主成分分析(principle component analysis, PCA)对每一个特征的空间进行降维,从而在特征空间中去除实际中不可能的轮廓。(3)提出基于多重提示的预测模型:①预先使用低层次人脸跟踪算法 MeanShift(平均移动算法)<sup>[4]</sup>大致定出人脸的位置,从而降低搜索空间;②多个特征同时跟踪,考虑到特征间的空间约束;③通过学习得到特征轮廓的二阶自回归过程动力学模型;④使用图模型-贝叶斯网络来对基于自回归过程动力学模型进行增强,文中的贝叶斯网络结合了前一时刻多特征对当前时刻某个特征的影响,这样比独立跟踪每个特征的运动要鲁棒。(4)将以上 4 种预测模型作为多重提示结合到卡尔曼滤波预测模型中。最后给出人脸特征轮廓的观测模型。预测和观测模型以标准的方式组成卡尔曼滤波框架。

## 2 特征轮廓表示

在跟踪模型中,假设运动中的某个人脸特征是一个轮廓模型,并使用 B 样条  $(x(u, t), y(u, t))$  来表示人脸特征轮廓。记 B 样条有  $N$  段和  $N_c$  个控制点,有

$$\begin{aligned} x(u, t) &= \mathbf{B}(u) \mathbf{C}^x(t) \\ y(u, t) &= \mathbf{B}(u) \mathbf{C}^y(t) \end{aligned} \quad (1)$$

$$0 \leq u \leq N$$

其中,  $\mathbf{C}^x = [C_1^x, \dots, C_{N_c}^x]^T$  为所有控制点的  $x$  坐标,  $\mathbf{C}^y$  为所有控制点的  $y$  坐标。对于闭合曲线来说控制点的个数等于段数:  $N_c = N$ , 对于开放曲线来说  $N_c = N + d$  (当存在多重节点时,  $d$  的值稍有变化<sup>[5]</sup>, 例如对  $k$  阶均匀 B 样条而言,  $d = k - 1$ )。向量  $\mathbf{B}(u)$  是混合参数:

$$\mathbf{B}(u) = [B_1(u), B_2(u), \dots, B_{N_c}(u)] \quad (2)$$

其中,  $B_i(u)$  是 B 样条的基函数<sup>[5]</sup>。B 样条的控制点坐标可以结合成为样条向量  $\mathbf{C}(t)$ :

$$\mathbf{C}(u) = [\mathbf{C}^x(t) \quad \mathbf{C}^y(t)]^T$$

用 B 样条表示人脸特征的结果如图 1 所示,其中,眉毛轮廓是眉毛的上边缘;眼睛轮廓是眼睑与眼球的交界部分,而不包括眼睑;鼻子轮廓是鼻子与面部皮肤的交界;嘴巴轮廓是上下嘴唇的边缘。



图 1 用 B 样条表示人脸特征轮廓

Fig. 1 Facial feature contours represented by B-Splines

## 3 人脸特征轮廓的空间降维

人脸特征的运动可分解成刚体与非刚体运动两部分:刚体运动可以看作是由头部运动引起的,属于比较宏观的运动,而非刚体运动则是各个人脸特征的运动,如面部表情引起眼、眉毛和嘴巴等器官的运动。人脸的特征(眼睛、眉毛、鼻子和嘴巴)大致位于一个平面上,在头部做刚体运动时,特征的运动投影到 2 维平面上具有 6 个自由度,分别为:  $X$ 、 $Y$  方向的平移,旋转,  $X$ 、 $Y$  和对角线方向的缩放。这 6 个自由度事实上属于仿射变换(affine transform)。对于某个人脸特征的非刚体运动来说,对训练库中人脸图像序列的特征轮廓进行主成分分析,假设经过降维后非刚体运动的维数为  $N_{nr}$ ,那么人脸特征的总维数为  $6 + N_{nr}$ 。记降维后状态空间为  $s_t$ ,样条向量  $\mathbf{C}(t)$  为

$$\mathbf{C}(t) = \mathbf{W} s_t + \mathbf{C}_0 \quad (3)$$

其中,  $\mathbf{W}$  是一个  $N_c \times N_s$  的形状矩阵,  $N_c$  为降维前人脸特征的自由度,  $N_c = 2N_c$ 。  $N_s$  为降维后状态空间的维数:  $N_s = 6 + N_{nr}$ 。  $\mathbf{C}_0$  是轮廓模板,通常是人工标注得到的。这样表示的人脸特征轮廓模型可以方便地整合在卡尔曼滤波框架中。

对于跟踪来说,允许每个控制点都可以随意变化,是一种误区。基于 Snakes 的方法在处理非刚体运动时,允许过多自由度,从而导致跟踪结果不鲁棒。

## 4 多重提示预测模型

在基于视频的跟踪中,引入动力学模型来预测人脸特征随时间推进而变化的行为,会使跟踪更加鲁棒。本文中,动力学模型的参数不是静态指定的,而是通过训练得到的,并且融合了基于自回归过程

方法的速度优势和图模型方法的精度优势。

#### 4.1 基于二阶自回归过程的动力学模型

人脸特征轮廓的运动可以由一个噪声驱动的二阶自回归过程 (autoregressive process, ARP)<sup>[6]</sup> 建模得到,用如下二阶线性差分方程表示:

$$s_t = A_2 s_{t-2} + A_1 s_{t-1} + D_0 + B_0 w_t \quad (4)$$

其中,  $A_1$ 、 $A_2$  和  $B_0$  都是矩阵,  $A_1$  与  $A_2$  表示动力学模型的确定性部分的参数,  $B_0$  表示随机性部分的参数。  $D_0$  为一个固定的偏移量,  $w_t$  中每一个分量都是服从独立同分布 (i. i. d.) 的高斯白噪声。记

$$\chi_t = \begin{bmatrix} s_{t-1} \\ s_t \end{bmatrix}, \text{式(4)可以写为}$$

$$\chi_t = A \chi_{t-1} + D + B w_t \quad (5)$$

其中,  $A = \begin{bmatrix} 0 & I \\ A_2 & A_1 \end{bmatrix}$ ,  $I$  为单位矩阵,  $D = \begin{bmatrix} 0 \\ D_0 \end{bmatrix}$ , 并且  $B = \begin{bmatrix} 0 \\ B_0 \end{bmatrix}$ 。由式(5)可以看出,  $\chi_t$  仅依赖于前一个

时间的  $\chi_{t-1}$ 。这表明人脸单个特征轮廓的动力学模型事实上是一个马尔可夫链,在这种模型中,没有考虑到每个人脸特征轮廓之间的影响和关系。

由于二阶自回归过程可以描述匀速运动,衰减振荡和阻尼振荡等运动形式,因而采用它来作为动力学模型是可行的。

基于二阶自回归的动力学模型(式(5))中的参数  $A$ 、 $D$  和  $B$  是未知的,虽然可以根据经验来指定这些参数,但是从输入的视频流中来估计这些参数则更加有效和可信。这里采用 Bootstrapping 策略来对动力学模型进行训练得到如上参数。

首先,使用根据经验预先指定的参数建立动力学模型,来跟踪运动较缓慢且形式单一的人脸特征,这样就得到一个训练的特征轮廓序列  $\chi_1^{(1)}, \dots, \chi_M^{(1)}$ , 其中,  $M$  为训练视频流的帧数。由式(5)可看出,在已知  $\chi_i^{(1)}$  的条件下求  $A$ 、 $D$  和  $B$  是一个标准的最大期望值 (expectation-maximization, EM) 问题。记第 1 次由 EM 训练得到的参数为  $\bar{A}^{(1)}$ 、 $\bar{D}^{(1)}$  和  $\bar{B}^{(1)}$ , 利用这些参数可以建立一个新的动力学模型,然后可以用它来更精确地跟踪先前的视频流,或者用来跟踪更加复杂的人脸特征运动。一般而言,通常需要 2 到 3 次训练就可以得到比较有效的动力学模型。

#### 4.2 使用图模型来增强预测

4.1 节中的动力学模型是针对人脸单个特征的运动,没有将人脸多个特征(如嘴巴,眼睛等)的运动

联系起来考虑。但是实际中人脸各个特征的运动相互之间既有独立性又有联系:比如嘴巴轻微的张合对眼睛和眉毛没有影响,但皱眉会引起眼睛变小。要以确定性的形式来描述这种特征运动间的相互关系是困难的,因此使用贝叶斯网络 (Bayesian network) 这种概率图模型以非参数化的形式来描述这种关系。

##### 4.2.1 贝叶斯网络

贝叶斯网络<sup>[7]</sup>是一个有向非循环图。这里使用的贝叶斯网络如图 2 所示,其中,实心圆表示可观节点,空心圆表示隐藏节点。有向边表示统计上的依赖关系,其方向由父节点指向子节点。图 2 的直观意义是在已知  $t-1$  时刻人脸各个特征轮廓位置的前提下,共同预测出  $t$  时刻嘴巴的轮廓位置。

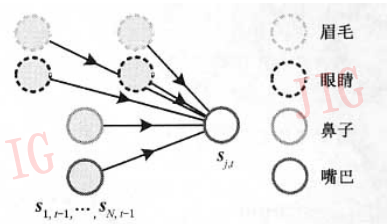


图 2 基于贝叶斯网络的人脸多个特征预测动力学模型

Fig. 2 Bayesian network based prediction model for multiple facial features

##### 4.2.2 基于贝叶斯网络的动力学模型

利用贝叶斯网络理论求取边缘概率密度:  $p(s_{j,t} | \{s_{i,t-1}\}_{i=1}^N)$ 。对于人脸多特征的跟踪来说,其直观意义是:在已知前一时刻  $t-1$  中各个人脸特征轮廓状态  $\{s_{i,t-1}\}_{i=1}^N$  的前提下,来预测当前时刻  $t$  时人脸特征  $j$  的轮廓状态  $s_{j,t}$ 。预测的结果是使边缘概率取最大值的  $\hat{s}_{j,t}$

$$\hat{s}_{j,t} = \arg \max_{s_{j,t}} p(s_{j,t} | \{s_{i,t-1}\}_{i=1}^N) \quad (6)$$

在理论上,只有假设在相对于  $s_{j,t}, s_{1,t-1}, \dots, s_{i,t-1}, \dots, s_{N,t-1}$  间相互独立条件下,基于贝叶斯网络的动力学模型  $p(s_{j,t} | \{s_{i,t-1}\}_{i=1}^N)$  才可以分解,而在一般的情况下不能分解。但是为了计算上的方便,使用下式来近似联合的边缘概率:

$$p(s_{j,t} | \{s_{i,t-1}\}_{i=1}^N) = \prod_{i=1}^N p(s_{j,t} | s_{i,t-1}) \quad (7)$$

##### 4.2.3 训练基于贝叶斯网络的动力学模型

与 4.1 节中参数化的基于二阶自回归的动力学模型不同,基于贝叶斯网络的动力学模型

$p(s_{j,t} | \{s_{i,t-1}\}_{i=1}^N)$  是非参数化的,因此求取动力学模型的关键是求出  $p(s_{j,t} | s_{i,t-1})$ , 由条件概率公式可得:

$$p(s_{j,t} | s_{i,t-1}) = \frac{p(s_{j,t}, s_{i,t-1})}{p(s_{i,t-1})} \quad (8)$$

其中,  $p(s_{j,t}, s_{i,t-1})$  为联合概率密度,  $p(s_{i,t-1})$  为前一时刻人脸特征的轮廓的概率密度分布。从训练数据中, 将高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM) [8] 匹配到  $p(s_{j,t}, s_{i,t-1})$  和  $p(s_{i,t-1})$  上, 两者相除就可以求出  $p(s_{j,t} | s_{i,t-1})$ 。

#### 4.2.4 使用基于贝叶斯网络的动力学模型来预测特征轮廓

在已知前一时刻特征  $i$  的状态  $s_{i,t-1}$  为  $\xi_{i,t-1}$  的条件下, 根据式(6)、(7)和(8), 预测得到当前时刻特征  $j$  的状态为

$$\begin{aligned} \hat{s}_{j,t} &= \arg \max_{s_{j,t}} p(s_{j,t} | \{\xi_{i,t-1}\}_i^N) \\ &= \arg \max_{s_{j,t}} \prod_{i=1}^N p(s_{j,t} | \xi_{i,t-1}) \\ &= \arg \max_{s_{j,t}} \prod_{i=1}^N \frac{p(s_{j,t}, \xi_{i,t-1})}{p(\xi_{i,t-1})} \quad (9) \end{aligned}$$

当  $s_{i,t-1} = \xi_{i,t-1}$  时,  $p(s_{j,t}, s_{i,t-1}) |_{s_{i,t-1} = \xi_{i,t-1}}$  为单变量的高斯混合曲线。由式(9)可知, 需要求出  $N$  个高斯混合的积所对应概率密度函数的最大值。由于直接求取这个最值比较困难, 实际中通常采用的办法有: 使用梯度下降法 (gradient decent) [9], 从任一点出发, 求出局部最优解; 使用离散化方法, 等间距抽取  $ns$  个样本, 求出其对应的概率的最大值。由于后一种方法可以求出全局最优解, 本文倾向于这种方法。

#### 4.3 多重提示融合预测

人脸的空间约束与人脸跟踪结合起来, 以低层次特征的方式给出了视频流中当前帧中人脸特征的大约位置。这种低层次的预测与特征轮廓的基于动力学模型预测结合起来, 提高了预测的精度。低层次的 Meanshift 人脸跟踪和人脸特征的空间约束作为预测的预处理, 可以以直观的方式结合到预测框架中。

在基于 ASM/AAM 的人脸多特征跟踪算法中, 其动力学模型仅为零阶或一阶的线性模型, 只能描述人脸的匀速运动, 基于这种动力学模型的预测是不够的。这类跟踪算法通常只在特征轮廓的初始化位置较合适时才能收敛到比较准确的位置, 如果初始位置不好, 实验结果表明, 跟踪结果往往被锁定在一个局部最优的位置或跟踪失败。

基于二阶自回归过程的动力学模型的预测速度快, 但是由于它没有考虑到前一时刻其他特征对当前时刻特征的影响, 因而存在固有的缺陷。基于图模型的预测从理论上可以取得比动力学模型更好的结果, 但是其非参数化的特性决定了求取最优解比较耗时。将两者的优点结合起来, 其算法过程如下:

(1) 利用式(4), 使用 Reject Sampling [9] 在  $w_t$  上采集有限次数  $ns$  个样本 (如 10 次或者 20 次)。这样就产生  $ns$  个基于动力学模型的预测结果:  $s_{j,t}^k$ ,  $0 < k < ns$ 。

(2) 将  $s_{j,t}^k$  代入式(9), 从而求出  $ns$  个预测中的最优的预测  $\hat{s}_{j,t}$ 。

(3) 利用式(3), 求出  $t$  时刻当前特征的轮廓  $\hat{C}(t)$ 。

## 5 观测模型

在获得特征轮廓位置的预测结果情况下, 还需要观测模型来对预测结果做一个检验, 并且对预测结果做相应的调整。相对于预测模型来说, 观测模型比较容易建立。

在给定一个特征的预测轮廓  $\hat{C}(t)$  条件下,  $t$  时刻的观测过程如下: 沿着轮廓曲线上选定点  $p_t$  的法向向量  $n(p_t)$  来寻找特征  $f(p_t, t)$  (如边缘信息):

$$f(p_t, t) = (C(t) - \hat{C}(t)) \cdot n(p_t) + g(p_t, t) \quad (10)$$

其中,  $g(p_t, t)$  是服从独立同分布的高斯白噪声, 它的参数  $\delta^2$  是一个常数。沿着法向向量来做观测产生的效果是根据寻找到的特征来沿着法向方向牵拉轮廓曲线  $\hat{C}(t)$ , 记经过观测后的轮廓曲线为  $\tilde{C}(t)$ , 这就是在  $t$  时刻的当前特征的跟踪结果。

在得到预测模型和观测模型的前提下, 可以用标准的方式把它们集成在卡尔曼滤波框架中。

## 6 实验结果

使用 Visual C++ 和 Matlab 在 Windows 平台上完成了一个原型系统 MFFT, 实现了文中的算法。MFFT 跟踪人脸 6 个特征轮廓: 左右眉毛、左右眼睛、鼻子和嘴巴。这些轮廓都为二次 B 样条, 如图 1 所示。控制点总数为 66, 即降维前空间总维数为 132 维。选用了 Cohn-Kanade 人脸数据库 [10] 作为训练库, 因其含有大量具有表情的正面人脸图像, 而且以 30fps 的图像序列形式存储。降维与预测模型训

练均在此数据库上开展。为了对轮廓模型进行降维,在训练库中选取了 100 帧正面的人脸图像,这些图像属于 48 个不同的人。使用主成分分析分别对每个人脸特征进行降维,降维后总维数为 49,包含了 99% 的变化。

在基于二阶自回归动力学模型的训练中,使用图像序列对各个特征都进行训练,得到了 6 个动力学模型。训练时,在首帧使用交互式编辑使轮廓曲线与人脸特征轮廓相吻合。在基于贝叶斯网络的非参数化的动力学模型训练中,使用了与二阶自回归模型相同的图像序列,在得到对训练样本的跟踪结果后,先使用主成分分析对其进行降维。对于长度为  $M$  帧的图像序列,共有  $15(M - 1)$  对训练数据。即对于联合概率  $p(s_{j,t}, s_{j,t-1})$  和前一时刻特征的状态  $p(s_{i,t-1})$  而言,分别有 15 种和 6 种类型的数据,分别用 8 聚类的高斯混合模型匹配它们。从匹配得到的概率密度出发,可以计算出条件概率密度  $p(s_{j,t} | s_{i,t-1})$ 。选择使用高斯混合模型来匹配概率的原因是:前一时刻人脸特征轮廓与当前时刻人脸特征轮廓间的关系是多峰的,而不是高斯的。为证实这一点做了如下实验:分别选取前一时刻左眼的前 3 个最重要的 PCA 参数,与当前时刻嘴巴的前 3 个 PCA

参数,这样有 9 种不同类型的 PCA 参数对,每一种类型的 PCA 参数对的个数为  $M - 1$ 。图 3 给出了两种不同类型的 PCA 参数对的空间分布图,从图中可以看出 PCA 参数间的关系用单个高斯函数描述会丧失有意义的信息。

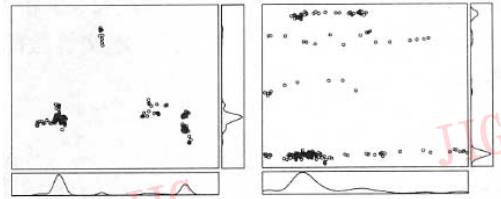


图 3 两对 PCA 参数的联合概率密度

Fig. 3 A pair of joint probabilistic densities of PCA's parameters

在实验中发现,表情的变化速度很快,如一个由中立到笑的表情只需要约 10 帧就可以完成,因而相邻帧间有较大的运动。使用数码摄像机在室外拍摄了具有表情、朝向的人脸图像序列 (640 × 480, 30fps),并对这些图像序列进行跟踪(如图 4 所示)。跟踪的序列都没有包括在训练库中。

本文算法在人脸具有朝向和大小变化时,能够鲁棒地跟踪人脸特征。如图 4 所示,图 4(b)为采用



(a) AAM 的跟踪结果



(b) 本文算法的跟踪结果



(c) MeanShift 对人脸的预跟踪结果

图 4 跟踪结果对照

(人由远到近,快速地走近摄像机,并伴有左右晃动和人脸表情)

Fig. 4 The comparison of tracking results

本文算法的跟踪结果,由于使用 Meanshift 算法来预先定出人脸的位置,因而不会出现 AAM 的跟踪结果(见图 4(a))中眉毛在人脸外的问题。另外由于在基于图模型的预测中,同时考虑到人脸特征的空间位置约束,也不会出现上嘴唇与鼻子轮廓重叠的问题。图 4 中,帧的序号分别为 9、37、42、62 和 70。在 Pentium4 1.8G 256M 的 PC 机上,本文算法的时间效率为 3fps。

## 7 结 论

基于贝叶斯网络增强预测模型的人脸多特征跟踪算法。其关键思想是通过结合基于二阶自回归过程的动力学模型与基于图模型-贝叶斯网络动力学模型,得到快速并且精确的多重提示预测模型;然后以标准的方式将预测模型与观测模型结合在一起,方便地组成卡尔曼滤波框架,从而得到人脸多特征的跟踪结果。实验结果证明该算法是有效的。下一步研究的方向是视频中多个人脸多特征的跟踪算法。

### 参考文献 (Reference)

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321 ~ 331.
- 2 Edwards G J, Taylor C J, Cootes T F. Learning to identify and track faces in image sequences [A]. In: *Proceedings of 6th International Conference on Computer Vision* [C], Bombay, India, 1998: 317 ~ 322.
- 3 Xie C, Kong X W. Contour extraction method of active image using Snakes model and optical flow [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2000, 5(8): 666 ~ 669. [谢存, 孔祥维. 利用光流预测 Snakes 模型初期轮廓的动态图象轮廓追迹方法 [J]. *中国图象图形学报 (A 版)*, 2000, 5(8): 666 ~ 669.]
- 4 Comaniciu D, Ramesh V, Meer P. Real-time tracking of non-rigid objects using mean shift [A]. In: *Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'00)* [C]. Hilton Head Island, SC, USA, 2000: 142 ~ 149.
- 5 Sun J G, Yang C G. *Computer Graphics (third edition)* [M]. Beijing: Tsinghua University Press, 1998/9. [孙家广, 杨长贵. *计算机图形学 (第 3 版)* [M]. 北京: 清华大学出版社, 1998.]
- 6 Haykin S. *Adaptive Filter Theory (4th edition)* [M]. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall, 2001.
- 7 Yedidia J S, Freeman W T. *Understanding Belief Propagation and its Generalizations* [R]. TR-2001-22, Cambridge, MA: Mitsubishi Electric Research Laboratories, 2002.
- 8 Bishop C M. *Neural Networks for Pattern Recognition* [M]. Oxford: Oxford University Press, 1995.
- 9 Press W, Teukolsky S, Vetterling W, *et al.* *Numerical Recipes in C (2nd edition)* [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1992.
- 10 Kanade T, Cohn J, Tian Y L. Comprehensive database for facial expression analysis [A]. In: *Proceedings of 4th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG'00)* [C], Grenoble, France, 2000: 46 ~ 53.