

## 基于粒子滤波的人脸图像超分辨率重建方法\*

黄华<sup>1+</sup>, 樊鑫<sup>2</sup>, 齐春<sup>1</sup>, 朱世华<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(西安交通大学 电子与信息工程学院, 陕西 西安 710049)

<sup>2</sup>(大连海事大学 信息工程学院, 辽宁 大连 116026)

### Super-Resolution Reconstruction for Face Images Based on Particle Filters Method

HUANG Hua<sup>1+</sup>, FAN Xin<sup>2</sup>, QI Chun<sup>1</sup>, ZHU Shi-Hua<sup>1</sup>

<sup>1</sup>(School of Electronics and Information Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

<sup>2</sup>(School of Information Engineering, Dalian Maritime University, Dalian 116026, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-29-82668772, Fax: +86-29-83237910, E-mail: huanghua@xjtu.edu.cn

Huang H, Fan X, Qi C, Zhu SH. Super-Resolution reconstruction for face images based on particle filters method. *Journal of Software*, 2006,17(12):2529–2536. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/17/2529.htm>

**Abstract:** Super-Resolution (SR) reconstruction is posed as a Bayesian estimation of the location and appearance parameters of a face model. Image registration and image fusion, the two steps for SR reconstruction, are combined into one unified probabilistic framework, in which the prior information about facial appearance and gray from the face model is incorporated into both of the steps. In addition, a particle filter based algorithm is proposed to achieve the estimation, i.e. SR reconstruction. The proposed approach avoids the inherent dilemma of the most traditional methods, in which it demands a high-resolution image to get an accurate and robust estimation of the motion field, while reconstructing a high-resolution image requires the accurate and robust estimation of motion field. Experiments performed on synthesized frontal face sequences show that the proposed approach gains superior performance both in registration and reconstruction.

**Key words:** super-resolution reconstruction; face image; particle filter

**摘要:** 将人脸图像超分辨率重建描述为人脸混合模型的纹理和位置参数的贝叶斯概率估计问题,将超分辨率重建的图像配准和像素融合这两个过程置于统一的概率估计框架下,并利用基于粒子滤波的参数估计算法,同时估计纹理和位置参数,从而实现人脸图像的超分辨率重建.包含灰度和位置两种先验信息的人脸混合模型,同时用于超分辨率重建的两个过程中,提高了图像配准精度和重建算法的性能,避免了通常方法在获得准确鲁棒的运动场估计时需要清晰的高分辨图像,而获得清晰的高分辨图像时又需要准确鲁棒运动场估计的困境.正面人脸合成序列图像实验结果表明,该方法获得的重建结果较为理想.

**关键词:** 超分辨率重建;人脸图像重建;粒子滤波

中图法分类号: TN391 文献标识码: A

\* Supported by the National High-Tech Research and Development Plan of China under Grant No.2004AA1Z2312 (国家高技术研究发展计划(863))

Received 2006-04-21; Accepted 2006-08-17

图像超分辨率(super resolution,简称 SR)重建通常是指利用一系列模糊、变形和含有噪声的低分辨率图像(low resolution,简称 LR)来重建一幅清晰的高分辨率图像(high resolution,简称 HR)。近年来,图像超分辨率重建受到众多研究人员的重视,提出了不少方法<sup>[1,2]</sup>。通常的超分辨率重建方法由图像配准和像素融合两个串行的步骤构成<sup>[1]</sup>。图像配准是指从 LR 图像序列中估计出图像(或物体)的运动场,而像素融合是利用估计得到的运动场将像素值映射到恰当的位置,构造高分辨率图像。图像配准和像素融合这两个步骤都可以看作是对反问题进行求解,因此,需要结合先验约束以获得稳定的解。

在图像重建中的像素融合阶段,引入有关特定物体的先验信息会显著提高重建算法的性能。近几年提出的一些方法<sup>[3-5]</sup>将基于识别的先验信息引入到超分辨率重建的融合步骤中,所引入的基于识别的特征能够弥补传统的平滑性约束难以恢复的图像细节信息,从而较为显著地提高了超分辨率重建的效果。

图像配准是实现超分辨率重建的一个关键步骤,其结果在很大程度上影响了重建的效果<sup>[6]</sup>。目前,在图像超分辨率重建中常用的配准方法是基于光流的方法,其中经典的是 LK 光流估计方法<sup>[7]</sup>。但这类方法对初始点和复杂背景比较敏感,一般适用于比较简单的平移运动。在图像配准中引入有关特定物体的先验信息,也将提高图像配准的准确度。然而,在现有超分辨率重建文献中并未探讨如何将这类先验信息结合到图像配准中的问题。

将超分辨率重建分解成图像配准和像素融合两个顺序进行的过程的方法面临如下的困境:准确鲁棒的运动场估计需要高分辨率的图像;而像素融合却需要精确的运动场估计。

本文考虑在图像配准和像素融合这两个过程中都引入运动物体的先验知识,将配准和重建两个过程同时进行。与文献[1]的思想类似,考察特定的对象:人脸。建立人脸混合模型,该模型描述人脸的 4 个重要面部器官(即双眼、鼻子和嘴巴)的纹理和位置特征以及各面部器官特征之间的约束关系。将人脸图像超分辨率重建描述为对人脸模型的纹理和位置参数的概率估计问题。利用纹理参数来生成人脸器官图像,利用位置参数确定人脸器官图像的位置,从而得到高分辨率人脸图像。由于在运动估计和像素融合时均结合了人脸先验结构特征信息,从而同时获得较理想的运动估计和重建结果。

## 1 人脸混合模型

人脸具有非常显著的结构特征,这些特征可简要概括为: 人脸由几个面部器官构成; 各面部器官呈现特定的纹理特征; 各个面部特征器官之间存在特定的约束关系。在人脸检测与识别以及表情识别中,眼睛、鼻子和嘴巴等器官是研究中主要关注的键面部特征,因此,本文的模型仅描述这几个面部特征。

如图 1 所示,人脸模型用拓扑结构事先指定的、包含 4 个节点的图结构表示。4 个节点  $X_i(i=1, \dots, 4)$  分别表示 4 个面部器官(双眼、鼻子和嘴巴)的纹理和位置信息,即  $X_i=(l_i, a_i)$ 。其中,位置参数  $l_i$  由各面部器官图像在水平、垂直方向上的平移量以及缩放的尺度参数构成,即  $l=(t_x, t_y, s)$ ;纹理参数  $a_i$  为各个面部器官的 PCA 模型参数,即每个面部器官的纹理灰度  $T_i$  由  $a_i$  通过下式生成:

$$T_i = T_{i0} + \Phi_i a_i \quad (1)$$

其中,  $T_{i0}$  表示第  $i$  个面部器官的平均灰度,  $\Phi_i$  表示第  $i$  个面部器官的 PCA 模型的本征矢量组成的矩阵。表示各个面部器官纹理特征的 PCA 模型的建立等详见文献[8]。

图 1 中的 4 条边  $E_{ij}$  表示各个面部器官的纹理与位置之间的概率约束关系,这些约束关系由两两相连的节点间的联合概率密度函数给出,如下式所示:

$$\psi(X_i, X_j) = \psi_l(l_i, l_j) \psi_a(a_i, a_j) \quad (2)$$

其中  $i$  和  $j$  分别表示图结构中的节点下标;位置联合概率分布函数  $\psi_l$  可用高斯函数表示,其均值和方差由标记的训练数据的各个器官的位置计算得到;而纹理约束势函数  $\psi_a$  则不适合用单峰的高斯函数来逼近,可利用训练数据通过非参数化概率密度估计方法得到<sup>[9]</sup>。

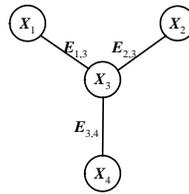


Fig.1 The graphical structure of part-based face model

图 1 面部器官拓扑图

根据人脸模型,给定各个面部器官的纹理参数  $a_i$  即可由式(1)生成面部器官的灰度图像,而后将灰度图像映射到参数  $l_i$  确定的位置上,从而获得人脸图像.这意味着,图像序列的超分辨率问题转化为由一系列 LR 图像序列估计模型参数  $X_t$  的问题.在概率框架下,SR 问题成为参数的状态概率估计问题.

### 2 超分辨率的概率估计描述

在本文中,我们根据到当前时刻  $t$  的观测图像序列  $Y^t=(Y_1, \dots, Y_t)$  来估计前述的人脸模型的 4 个节点状态  $X_t=(X_{1t}, X_{2t}, X_{3t}, X_{4t})$ .由贝叶斯滤波理论,给定当前时刻观测序列  $Y^t$ ,状态  $X_t$  的后验概率  $p(X_t|Y^t)$  可利用  $(t-1)$  时刻的后验概率  $p(X_{t-1}|Y^{t-1})$  以递归的方式估计得到,即

$$p(X_t|Y^t) \propto p(Y_t|X_t) \int_{X_{t-1}} p(X_t|X_{t-1}) p(X_{t-1}|Y^{t-1}) \quad (3)$$

其中,  $p(Y_t|X_t)$  为似然概率,可由图像序列的观测模型确定.假定各图像中的器官相互间不存在遮挡,这样,  $p(Y_t|X_t)$  就可以表示为各个器官似然概率的积:

$$p(Y_t|X_t) = \prod_i p(Y_{it}|X_{it}) \quad (4)$$

式(3)中,转移概率  $p(X_t|X_{t-1})$  表示前后两个时刻状态之间的关系.由于任一时刻的状态均由几个节点的状态组成,因此,转移概率不仅反映单个节点前后两个时刻间的关系,同时还反映同一时刻内各节点状态间的约束关系.与文献[10,11]类似,用马尔可夫随机场模型表示同一时刻内各节点状态间的约束,从而有

$$p(X_t|X_{t-1}) \propto \prod_i p(X_{it}|X_{i(t-1)}) \prod_{i,j \in E} \psi(X_{it}, X_{jt}) \quad (5)$$

这样,式(5)中的第 2 项就可以从式(3)中对  $X_{t-1}$  的积分中提出来,从而可以独立地考虑  $N$  个节点来计算式(3)中的积分.

由于式(3)中所涉及的似然概率不适合用单峰的高斯分布描述,因此需要用基于粒子滤波的方法求解.

### 3 基于粒子滤波的状态概率估计

粒子滤波可以很好地解决非线性非高斯的概率估计问题<sup>[12]</sup>.该方法不需要获得概率函数的具体形式,而是利用  $N_s$  个状态样本以及对应权值  $\{X_{t-1}^k, w_{t-1}^k\}_{k=1}^{N_s}$  表示后验概率函数  $p(X_{t-1}|Y^{t-1})$ ,这样,式(3)中的积分就能用样本集的加权求和来估计,式(3)所示的后验概率更新表达式即成为

$$p(X_t|Y^t) \approx p(Y_t|X_t) \sum_k w_{t-1}^k p(X_t|X_{t-1}^k) \quad (6)$$

对先验转移概率  $p(X_t|X_{t-1}^k)$  采样得到当前时刻状态样本  $X_t^k$ ,表示为

$$X_t^k \sim p(X_t|X_{t-1}^k) \quad (7)$$

而后,再根据似然概率更新当前时刻样本对应的权值  $w_t^k$

$$w_t^k = p(Y_t|X_t^k) w_{t-1}^k \quad (8)$$

式(7)和式(8)构成粒子滤波递推更新的标准过程.更新后,即可利用样本集及其对应权值,即粒子集

$\{X_t^k, w_t^k\}_{k=1}^{N_s}$  来进行概率推理,获得当前第  $k$  步后验概率  $p(X_t|Y^t)$  统计量的估计值.

考虑到式(5)和式(6),式(3)成为

$$p(X_t|Y^t) \approx p(Y_t|X_t) \prod_{i,j \in E} \psi(X_{it}, X_{jt}) \left[ \sum_k w_{t-1}^k \prod_i p(X_{it}|X_{i(t-1)}^k) \right] \quad (9)$$

对照式(9)与式(6)可以发现:式(7)中对先验转移概率  $p(X_t|X_{t-1}^k)$  的采样可表示为对各节点转移概率  $p(X_{it}|X_{i(t-1)}^k)$  的积进行采样.也就是说,可以对各个节点转移概率进行独立采样,得到当前步状态样本  $\{X_t^k\}_{k=1}^{N_s}$ .

$$X_t^k \sim \prod_i p(X_{it}|X_{i(t-1)}^k) \quad (10)$$

模型中每个节点的状态变量由位置参数和纹理参数组成,可将任一节点的转移概率  $p(X_{it}|X_{i(t-1)})$  写成

$$p(X_{it}|X_{i(t-1)}) = p(l_{it}, a_{it}|l_{i(t-1)}, a_{i(t-1)}) \quad (11)$$

由乘法公式,上式成为

$$p(l_{it}, a_{it}|l_{i(t-1)}, a_{i(t-1)}) = p(a_{it}|l_{it}, l_{i(t-1)}, a_{i(t-1)}) p(l_{it}|l_{i(t-1)}, a_{i(t-1)}) \quad (12)$$

假设面部器官当前位置  $l_{it}$  只依赖于运动模型和前一时刻的位置  $l_{i(t-1)}$ ,而与前一时刻该器官的纹理参数  $a_{i(t-1)}$  无关,即

$$p(l_{it}|l_{i(t-1)}, a_{i(t-1)}) = p(l_{it}|l_{i(t-1)}) \quad (13)$$

上式表明,可以像普通的粒子滤波一样,对由物体运动模型确定的位置转移概率  $p(l_{it}|l_{i(t-1)})$  进行采样,以获得当前时刻  $t$  的位置样本  $\{l_{it}^k\}_{k=1}^{N_s}$ .

假设在给定前一时刻的位置参数  $l_{i(t-1)}$ 、纹理参数  $a_{i(t-1)}$  和当前时刻的位置参数  $l_{it}$  时,当前时刻  $t$  的纹理参数  $a_{it}$  满足高斯分布:

$$p(a_{it}|l_{it}, l_{i(t-1)}, a_{i(t-1)}) = N(a_{it} | l_{it}, Q_{i(t-1)}) \quad (14)$$

其中,协方差矩阵  $Q_{i(t-1)}$  为一对角阵,对角线元素的值正比于前后两时刻位置差  $(l_{it} - l_{i(t-1)})$ :前后两时刻间位置变化越大,那么纹理变化的可能性也越大;反之,则纹理保持不变的可能性较大.

对于本文涉及的面部器官的纹理,一般纹理参数的维数在 10~20 左右,如果直接对纹理参数分布采样,则需要数量巨大的样本才可以合理地表示其分布,计算量极大.为了避免这一问题,并考虑到式(14)所做的高斯分布假设,从初始分布  $a_{i0} \sim N(\bar{a}_{i0}, P_{i0})$  开始,用类似卡尔曼滤波的表达式来更新纹理参数:

$$P_{it} = (\Phi_i^T \Phi_i + (Q_{i(t-1)} + P_{i(t-1)})^{-1})^{-1} \quad (15)$$

$$\bar{a}_{it} = P_{it} (\Phi_i^T Y_{it} + (Q_{i(t-1)} + P_{i(t-1)})^{-1} \bar{a}_{i(t-1)}) \quad (16)$$

对照式(9)与式(6),则式(8)所示的权值更新式为

$$w_t^k = w_{t-1}^k p(Y_t|X_t^k) \prod_{i,j \in E} \psi(X_{it}^k, X_{jt}^k) = w_{t-1}^k \prod_i p(Y_{it}|X_{it}^k) \prod_{i,j \in E} \psi_i(l_{it}^k, l_{jt}^k) \psi_a(a_{it}^k, a_{jt}^k) \quad (17)$$

其中,  $\psi_i(l_{it}^k, l_{jt}^k)$  和  $\psi_a(a_{it}^k, a_{jt}^k)$  分别表示面部各器官位置和纹理间的约束.各器官的似然概率  $p(Y_{it}|X_{it}^k)$  用下式计算:

$$p(Y_{it}|X_{it}^k) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} \|T_{it}^k - T_{i0} - \Phi_i a_{it}^k\|_{\Sigma}^2\right) \quad (18)$$

其中,  $T_{it}^k$  表示观测图像  $Y_{it}$  经过仿射变换  $f^k$  后的图像,仿射变换  $f^k$  由位置参数样本  $l_{it}^k$  决定.距离测度采用马氏距离,即

$$\|x\|_{\Sigma}^2 = x^T \Sigma^{-1} x \quad (19)$$

其中,  $\Sigma$  是由各器官本征模型的本征值组成的对角阵,可在训练本征模型时获得.

式(13)、式(15)~式(17)即构成本文概率估计算法的样本传播与权值更新过程.利用当前第  $k$  步的样本集  $\{X_t^k, w_t^k\}_{k=1}^{N_s}$  来估计给定前  $k$  帧 LR 图像时参数状态的概率  $p(X_t|Y^t)$ ,从而获得各面部器官的位置  $l_{it}$  和纹理模型参数  $a_{it}$ .将  $a_{it}$  带入式(1),生成各面部器官的纹理图像,再映射到  $l_{it}$  确定的合适的位置上,最终得到高分辨率的人脸

图像.

### 4 实验结果与分析

从 AR 人脸数据库中选取 143 幅正面人脸图像,并将其沿水平方向翻转,这样即获得 286 幅训练图像.所有的训练图像人工标注 4 个点:双眼、鼻子和嘴巴,利用这些训练数据获得这 4 个面部器官的本征模型  $T_{i0}, \Phi_i, \Sigma$ . 用每个器官本征模型的 10 个参数表示其纹理特征,并用非参数化概率估计方法从训练数据中得到如图 1 所示的相应器官间的约束函数.图像在水平、垂直方向上的平移以及缩放尺度构成位置参数  $l=(t_x, t_y, s)$ ,这些参数可以用一个从二维平面上任意一点  $p=[l_x, l_y]^T$  到另一点  $p'=[l'_x, l'_y]^T$  的简化仿射变换  $f(\bullet)$  来表示:

$$p'=f(p)=s \cdot [l_x, l_y]^T + [t_x, t_x]^T \tag{20}$$

在实验中,首先指定一系列的位置参数,将人脸图像利用这些位置参数确定的仿射变换映射为一系列有位移的、抽样的序列,而后,在序列中每个图像上加方差不同的高斯噪声,噪声方差的大小正比于两帧间位置参数的差别,从而得到测试本算法性能的合成序列人脸图像.

本文的方法通过递推的方式估计当前时刻的位置和纹理参数,因此需要给出初始时刻的位置和纹理参数.各面部器官的初始位置由手工指定,在指定的初始位置附近,以均匀分布生成初始位置样本集  $\{I_{i0}^k\}_{k=1}^{N_s}$ ;利用指定初始位置获得各器官的首帧图像,对其进行插值得到与训练图像尺寸相同的图像,利用  $\Phi_i^T(T_i - T_{i0})$  得到纹理参数初始分布  $N(\bar{a}_{i0}, P_{i0})$  的均值  $\bar{a}_{i0}$ ,而初始分布的协方差矩阵  $P_{i0}$  指定为由各器官本征模型的本征值组成的对角阵  $\Sigma_i$ .从初始参数开始,利用式(13)、式(15)~式(17)进行迭代更新,即获得当前时刻位置和纹理参数的估计值,进而由此生成 HR 图像.

将本文提出的方法与在超分辨率重建中广泛应用的 LK 算法进行位置参数估计的性能比较.图 2 给出了尺度参数固定为 0.5,平移参数变化时本文算法与 LK 算法估计得到的位置参数的均方误差.从图 2 可以看到,当平移参数比较小时,LK 算法能够获得非常高的估计精度;然而,当平移参数较大时,与 LK 算法相比,本文的估计精度较高.文献[13]指出:若采用金字塔式多分辨率搜索,即便在平移变化非常大时,LK 算法依然能够获得非常高的估计精度.但需要指出的是,LK 算法的高精度是在灰度一致性假设前提下获得的,而在本文的实验中,平移变化较大时所加高斯噪声的方差也较大,造成序列图像间灰度差异较大,这样,LK 算法难以获得很高的估计精度;而本文的算法考虑了位置参数变化可能带来的灰度变化,如式(14)所示,从而在平移较大时依然能够获得较高的估计精度.当尺度参数发生变化时,本文算法和 LK 算法估计位置参数的均方误差在图 3 中给出.可以看到,即便是相对尺度变化大到 1.8 时,本文的算法依然能够获得一定的估计精度,而 LK 算法在这种情况下无法实现有效的运动估计.金字塔式的多分辨率搜索很难克服尺度参数的变化,因此,LK 算法在这种情况下易陷入非最佳匹配的局部极小;而本文采用的基于粒子滤波的方法能够表示后验概率函数的多个峰值,对于局部极小问题并不敏感.总之,本文的方法能够获得相当的运动估计精度,尤其在较大平移和尺度参数发生变化时,能够获得优于 LK 算法的估计性能.

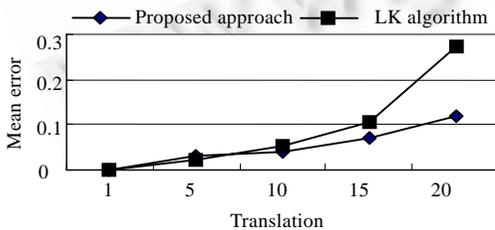


Fig.2 The mean estimation errors obtained by the proposed approach and LK algorithm

图 2 平移时两种算法估计得到的位置参数均方误差

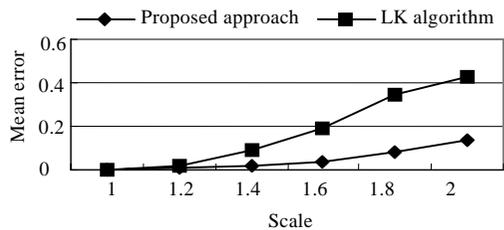


Fig.3 The effects of scale variations on estimation accuracy

图 3 尺度变换时两种算法估计得到的位置参数均方误差

图 4 给出了用本文的算法对抽样率为 4、方差加性高斯噪声污染的 LR 序列进行超分辨率重建的结果. 图 4(b)为对 LR 序列进行双 3 次插值得到的结果. 可以看到,通过插值很难重建人脸的细节特征,而且结果图像中能够明显地看到高斯噪声的影响. 图 4(c)为利用本文算法估计得到的纹理参数对面部器官图像进行重建的结果,尽管出现一些细微的伪特征,但其能够很好地恢复面部器官的细节特征,而且利用表示人脸特定结构特征的统计模型生成图像,得到的重建图像对噪声不敏感. 图 4(d)给出将如图 4(c)所示的纹理灰度利用位置参数估计值给定的变换映射到合理的位置上所得到的结果图像. 可以看到,本文的算法在能够重建较高质量面部器官纹理图像的同时,也能给出其合理的位置,即能够在噪声中获得较高的运动估计精度. 通常的方法在干扰和噪声条件下的运动估计精度不高,对超分辨率重建效果影响较大;而本文的算法比较稳健,这一点与现有大多数超分辨率重建算法不同<sup>[7]</sup>.

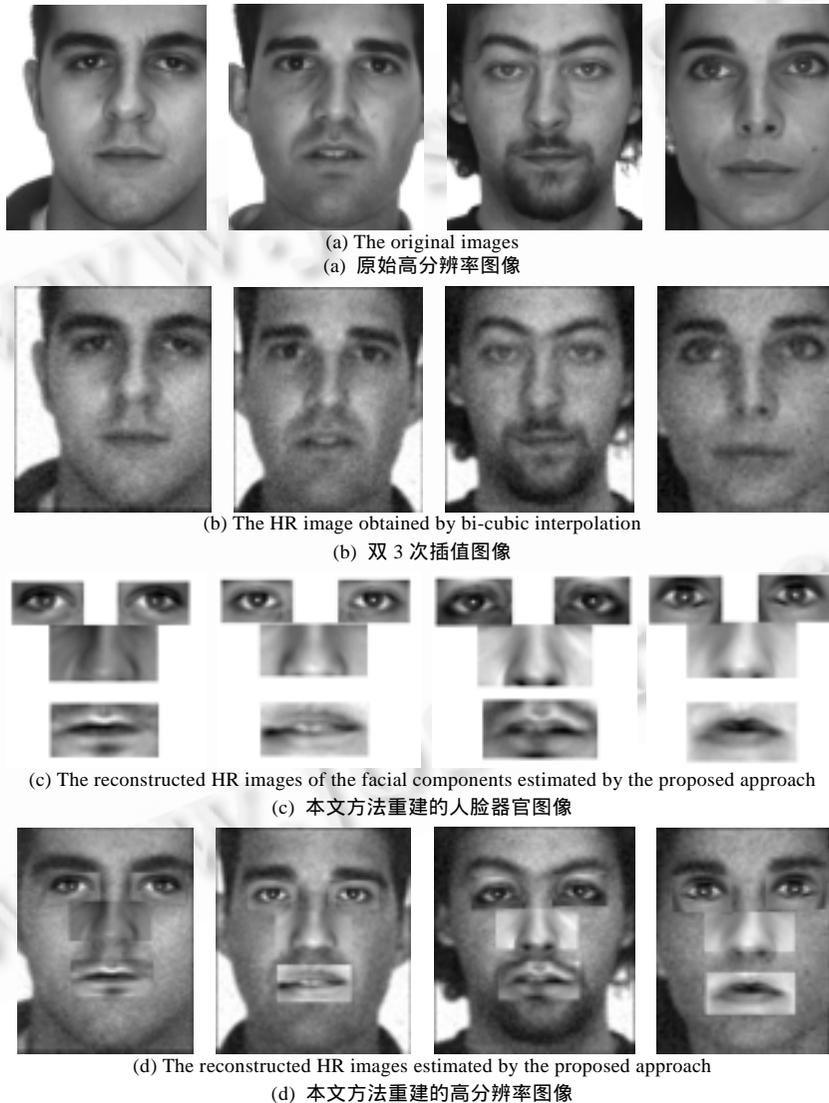


Fig.4 The results of reconstructing LR face images

图 4 低分辨率人脸图像重建结果

需要特别指出的是,本文并没有重建整个人脸图像,而只是重建对于识别等应用非常关键的几个面部器官的图像.本文假设各个面部特征区域之间不存在交叠,因此,本文的方法不能很好地处理交叠情况,可增加交叠区域的一致性约束<sup>[14]</sup>,以获得更为理想的结果.

## 5 结束语

本文提出将人脸图像超分辨率重建描述为脸模型的纹理和位置参数的概率估计问题,利用基于粒子滤波的算法进行参数估计,进而实现人脸图像的超分辨率重建.与传统的超分辨率重建方法不同,本文的方法并没有将超分辨率重建分割为图像配准和像素融合两个先后进行的过程,而是将这两个过程置于统一的概率估计框架下,将有关人脸特定结构的先验信息同时结合到超分辨率重建的两个过程中,同时提高图像配准和重建算法的性能,避免了通常方法中获得准确鲁棒的运动场估计需要清晰的高分辨率图像,而获得清晰的高分辨率图像又需要准确鲁棒运动场估计的困境.由于利用了包含灰度和位置两种先验信息的人脸特定结构的统计模型,并结合了对干扰和噪声鲁棒的粒子滤波算法,因此,重建图像对噪声不敏感,也能够噪声中获得比较高的运动估计精度.实验结果表明,本文的方法获得的重建结果较为理想.

本文的方法只是在一个不同思路下的初步尝试,需要深入研究的方面还很多,例如,面部特征区域之间存在交叠的情况就需要重点研究,以易于提供较为理想的整个面部的重建.

致谢 文中LK算法的Matlab代码由大连海事大学信号与图像处理研究所的王新年博士提供,在此表示感谢.

## References:

- [1] Baker S, Kanade T. Limits on super-resolution and how to break them. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002,29(9):1167-1183.
- [2] Sung CP, Min KP, Moon GK. Super-Resolution: A technical overview. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2003,20(5):21-36.
- [3] Capel D, Zisserman A. Super-Resolution from multiple views using learnt image models. In: *Proc. of the IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*. Hawaii: IEEE CS Press, 2001. 627-634.
- [4] Liu C, Shum HY, Zhang C. A two-step approach to hallucinating faces: Global parametric model and local nonparametric model. In: *Proc. of the IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. Hawaii: IEEE CS Press, 2001. 192-198.
- [5] Wang X, Tang X. Hallucinating face by eigentransformation. *IEEE Trans. on Systems, Man and Cybernetics, Part C*, 2005,35(3):425-434.
- [6] Robinson D, Milanfar P. Fundamental performance limits in image registration. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2004,13(9):1185-1199.
- [7] Lucas BD, Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision. In: *Proc. of the Imaging Understanding Workshop*. San Francisco: Morgan Kaufmann Publishers, 1981. 121-130.
- [8] Moghaddam B, Pentland A. Probabilistic visual learning for object representation. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997,19(7):696-710.
- [9] Bian ZQ, Zhang XG. *Pattern Recognition*. Beijing: Tsinghua University Press, 2000 (in Chinese).
- [10] Chang C, Ansari R, Khokhar A. Cyclic articulated human motion tracking by sequential ancestral simulation. In: *Proc. of the 2004 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition*. Los Alamitos: IEEE CS Press, 2004. 45-52.
- [11] Khan Z, Balch T, Dellaert F. MCMC-Based particle filtering for tracking a variable number of interacting targets. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2005,27(11):1805-1818.
- [12] Arulampalam S, Maskell S, Gordon NJ, Clapp T. A tutorial on particle filters for on-line non-linear/non-gaussian bayesian tracking. *IEEE Trans. on Signal Processing*, 2002,50(2):174-188.
- [13] Baker S, Matthews I. Lucas-Kanade 20 years on: A unifying framework. *Int'l Journal of Computer Vision*, 2004,56(3):221-255.
- [14] Freeman WT, Pasztor EC, Carmichael OT. Learning low-level vision. *Int'l Journal of Computer Vision*, 2000,20(1):25-47.

附中文参考文献:

[9] 边肇祺,张学工. 模式识别.北京:清华大学出版社,2000.



黄华(1975 - ),男,湖北当阳人,博士,讲师,主要研究领域为图像处理.



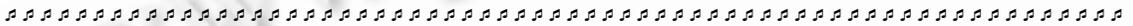
齐春(1955 - ),男,博士,教授,主要研究领域为图像处理,模式识别,信号处理.



樊鑫(1977 - ),男,博士,讲师,主要研究领域为人脸图像处理与识别.



朱世华(1950 - ),男,博士,教授,主要研究领域为移动通信.



全国第 2 届语义 Web 与本体论学术研讨会 (SWON 2007)

征 文 通 知

全国语义 Web 与本体论学术研讨会(SWON)是中国计算机学会暨电子政务与办公自动化专委会主办的系列会议。SWON 2007 会议将于 2007 年 9 月 14~16 日在北京召开。

征文范围 (包括但不限于)

语义 Web 语言与工具

语义 Web 知识表示

语义 Web 知识管理

语义 Web 推理

语义 Web 服务

语义 Web 安全

语义 Web 挖掘

语义信息标注

语义检索和查询

本体学习与元数据生成

本体存储与管理

语义集成和映射

来稿要求

详见大会网站 : <http://www.ruc.edu.cn/wisa2007/> , <http://www.neu.edu.cn/wisa2007>

重要日期

1 . 征文截至日期 : 2007 年 4 月 1 日

2 . 录用通知发出日期 : 2007 年 4 月 20 日

3 . 正式论文提交日期 : 2007 年 5 月 10 日