

改进的基于形变模型的三维人脸建模方法

王成章¹ 尹宝才¹ 孙艳丰¹ 胡永利¹

摘要 提出了基于均匀网格重采样算法的原型三维人脸对应算法. 基于人脸特征实现原型三维人脸之间的对应, 克服了传统对应算法对应效果差, 算法精度低的缺陷; 提出了基于改进遗传算法的形变模型匹配算法. 新的匹配算法不依赖于目标函数的梯度信息和初值, 全局搜索能力强. 优化过程中交叉和变异概率的调节机制, 有效提高了算法的收敛速度和精度. 实验结果表明, 新的对应算法可有效实现原型三维人脸之间的对应, 提高形变模型的精度. 新的匹配算法能有效提高模型匹配的效率 and 精度, 缩短模型匹配时间.

关键词 形变模型, 人脸建模, 网格重采样, 遗传算法
中图分类号 TP391

An Improved 3D Face Modeling Method Based on Morphable Model

WANG Cheng-Zhang¹ YIN Bao-Cai¹ SUN Yan-Feng¹ HU Yong-Li¹

Abstract A uniform mesh resampling based alignment algorithm is proposed to align prototypical 3D faces. This algorithm enables us to achieve aligning of 3D prototypes based on facial features. It is free of the weaknesses of conventional ones and precision. Improved genetic algorithm based model matching method is able to match morphable model to 2D facial images independently of initial values and gradient of object function, and is capable of global searching. Regulation of crossover and mutation probabilities during optimizing process effectively improves the convergent speed and precision of the algorithm. Experimental results show that this novel alignment algorithm effectively applied to align the prototypes, and improves precision of morphable model. The novel matching method effectively improves the efficiency and precision of model matching, and shortens the time for the matching process.

Key words Morphable model, face modeling, mesh resampling, genetic algorithm

1 引言

从 70 年代开始, 人脸建模和人脸动画就成为计算机视觉和图形学领域的研究热点. 人脸建模方法大体可分为四类: 参数模型、物理模型、基于一般人脸模型的变形模型和基于三维原型库的形变模型. Parke^[1] 用多边形网格来表示人的头部结构, 并于 1974 年实现了第一个参数化的人脸模型. 参数模型是最早的人脸表示模型, 但模型真实感差, 建模过程复杂, 难以控制. 物理模型^[2] 试图通过建立人脸表情肌的运动模型来模拟人脸, 虽然模型可以实现人脸表情, 但模型表示复杂, 缺乏真实感. 基于一般人脸模型的变形模型^[3~5] 使用从多视角人脸图像恢复的人脸特征来变形一般三维人脸模型获得特定人的三维人脸. 模型真实感较好, 但需要多张不同视点

的人脸图像来实现人脸建模, 建模过程需要大量的人机交互, 不能实现自动化. 基于三维原型库的形变模型^[6~8] 是近年来出现的人脸建模新方法, 该方法使用一类对象中若干典型样本张成该类对象的一个子空间, 采用子空间基底的组合近似表示该类对象的特定实例. Blanz 等人建立了三维人脸数据库, 实现了基于一幅人脸图像的三维人脸自动建模. Xu 等人^[9] 和 Romdhani 等人^[10~12] 在形变模型建立以及模型优化匹配方面进行了广泛、深入的研究.

基于形变模型的人脸建模是一种自动化的人脸建模方法, 重建出的三维人脸具有很高的真实感, 但模型还存在许多亟待改进的地方. 首先, 建立形变模型的基础是三维人脸数据基于特征的稠密对应. 但根据人脸柱面展开图, 基于光流的三维人脸对应算法对于差异较大的人脸图像, 计算的对应效果不理想, 算法精度低. 其次, 基于随机梯度下降法的模型匹配算法, 对初值依赖性强, 稳定性和鲁棒性差, 收敛速度慢, 匹配精度低. 针对上述问题, 本文提出了基于人脸特征的均匀网格重采样算法, 实现原型三维人脸的稠密对应; 提出了基于改进遗传算法的模型匹配算法, 提高模型匹配的精度和效率.

本文组织如下: 第 2 部分介绍基于形变模型的三维人脸建模方法, 包括模型的建立和模型匹配; 第

收稿日期 2005-9-14 收修改稿日期 2006-4-16
Received September 14, 2005; in revised form April 16, 2006
国家自然科学基金 (60375007, 60533030) 资助
Supported by National Natural Science Foundation of P. R. China (60375007, 60533030)
1. 北京工业大学多媒体与智能软件技术北京市重点实验室 北京 100022
1. Multimedia and Intelligent Software Technology Beijing Municipal Key Laboratory, Beijing University of Technology, Beijing 100022
DOI: 10.1360/aas-007-0232

3部分介绍基于均匀网格重采样算法的三维人脸对应;第4部分介绍基于改进遗传算法的模型匹配算法;第5部分给出实验结果,并对结果进行分析;最后给出结论。

2 形变模型

基于形变模型的人脸建模^[6]分两个过程:一是建立模型,包括原型人脸数据的获取、三维人脸对应及建立组合模型;二是针对特定人脸图像,匹配模型,实现三维人脸的建模。

2.1 模型建立

建立形变模型首先要获取原型三维人脸数据。可通过CyberWare激光扫描仪^[13]来扫描获取原型三维人脸。形变模型是一种线性组合模型,为了实现原型人脸间的线性组合运算,需要建立三维人脸间点到点的稠密对应。Blanz等人^[6]将三维人脸柱面展开为二维图像,使用光流算法计算原型三维人脸间的对应。

建立稠密对应后的原型人脸可统一用形状和纹理向量来表示,第 i 个($1 \leq i \leq N$)三维人脸的形状向量为

$$\mathbf{S}_i = (\mathbf{X}_{i1}, \mathbf{Y}_{i1}, \mathbf{Z}_{i1}, \dots, \mathbf{X}_{in}, \mathbf{Y}_{in}, \mathbf{Z}_{in})^T \in \mathbf{R}^{3n} \quad (1)$$

纹理向量为

$$\mathbf{T}_i = (\mathbf{R}_{i1}, \mathbf{G}_{i1}, \mathbf{B}_{i1}, \dots, \mathbf{R}_{in}, \mathbf{G}_{in}, \mathbf{B}_{in})^T \in \mathbf{R}^{3n} \quad (2)$$

其中, N 是总的三维人脸个数, n 是三维人脸顶点的个数。由于原型人脸数量比较大,且三维人脸数据间具有相关性,因此采用主元分析方法(PCA)对模型中的人脸向量进行变换,压缩数据量,消除数据间的相关性,最后得到形变模型的参数表示形式

$$\mathbf{S}_{model} = \bar{\mathbf{S}} + \sum_{i=1}^m \alpha_i \mathbf{s}_i, \quad \mathbf{T}_{model} = \bar{\mathbf{T}} + \sum_{i=1}^m \beta_i \mathbf{t}_i \quad (3)$$

式中 $\bar{\mathbf{S}}, \bar{\mathbf{T}}$ 分别是原型三维人脸的形状和纹理向量的平均向量, m 是主元的个数, $\vec{\mathbf{s}} = (\mathbf{s}_1, \dots, \mathbf{s}_m)$, $\vec{\mathbf{t}} = (\mathbf{t}_1, \dots, \mathbf{t}_m)$ 分别是形状和纹理向量的主元向量组, $\vec{\alpha} = (\alpha_1, \dots, \alpha_m)$, $\vec{\beta} = (\beta_1, \dots, \beta_m)$ 分别是模型的形状和纹理组合系数。

2.2 模型匹配

对于特定的人脸图像,模型匹配就是调节模型参数使得模型人脸与输入人脸图像最为相像。这里用给定人脸图像 \mathbf{I}_{input} 与模型人脸图像 \mathbf{I}_{model} 的颜色或灰度差的平方和来表示两者之间的误差

$$E = \sum_{(x,y)} [\mathbf{I}_{input}(x,y) - \mathbf{I}_{model}(x,y)]^2 \quad (4)$$

其中模型人脸图像可通过投影模型和光照模型来确定,通常采用透视投影和Phong光照模型。用 $\vec{\rho}$ 表示投影和光照参数,则(4)式中的误差可看作关于 $\vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\rho}$ 的函数 $E(\vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\rho})$ 。形变模型的匹配就成为函数 $E(\vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\rho})$ 的最小优化问题。

3 基于均匀网格重采样算法的三维人脸对应

三维人脸对应是建立形变模型的基础,本文提出了基于均匀网格重采样算法来实现三维人脸之间的对应。网格重采样是根据原始数据建立光滑曲面的常用方法,可在不同网格间建立相同的结构对应^[14~16]。本文采用Krishnamurthy重采样方法^[17],首先将三维人脸进行分片,然后对每一分片进行重采样,建立新的三维网格。所有原型三维人脸采用统一的基于特征的人脸分片方法,且分片后人脸的每一片采用相同的重采样,从而不同三维人脸的对应分片,在重采样后具有相同的拓扑结构,因此,不同人脸的对应可由其分片的对应自然建立起来。

3.1 人脸分片

人脸分片是将三维人脸分割成多个面片,以便进行网格重采样。分片的原则是基于人脸特征进行分片,即分割结点和分割线要在人脸的关键特征点和边缘部位。为使重采样后点的分布均匀,本文采用面积比较接近的矩形进行分片。首先在人脸纹理图像上标定眼睛、眉毛、鼻子、嘴、耳等五官的强约束关键特征点,如图1(a)所示;然后以强约束关键点为基础,通过插值的方法计算其他关键点的位置,逐步生成其他的关键点。然后,连结纹理图像的分割点形成分割网格,如图1(b)所示;最后通过纹理映射将分割网格映射到三维人脸,以分割点和分割线为约束,根据三维人脸的网格拓扑确定最终的三维人脸分割网格,如图1(c)所示。

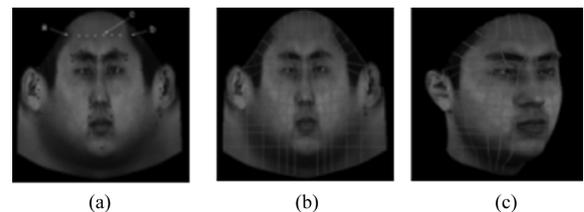


图1 三维人脸分片过程
Fig. 1 3D face segmentation

3.2 三维人脸网格重采样

网格重采样时,首先要确定每个面片的四个角点。对于规格的矩形面片,直接使用其四个顶点作

为角点. 对分割后在最外围的不规格的面片, 利用最小内角法或长宽比法^[17] 确定四个角点. 确定角点后的分片如图 2(a) 所示. 为了能够实现均匀重采样, 本文对所有矩形边长进行了统计, 然后进行等形线的均匀初始化, 使得边界划分更均匀, 同时减少边界曲线提取的计算量, 如图 2(b) 所示. 对等形线初始化后的网格再做进一步的细分, 利用点的合力调整新获得弹性点的位置, 从而获得每一面片的均匀重采样网格. 重复以上重采样过程, 直到重采样的密度与原始三维人脸数据的密度比较接近为止. 图 2(c) 是 2 次重采样的结果. 最终的重采样人脸约由 130000 个点和 240000 个三角面组成, 如图 2(d) 所示.

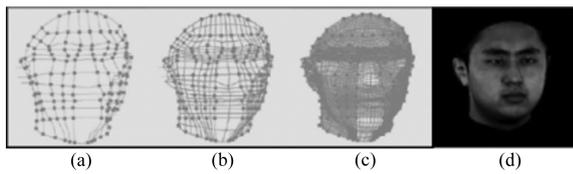


图 2 人脸分片和网格重采样

Fig. 2 3D face segmentation and resampling

4 基于改进遗传算法的模型匹配算法

形变模型的匹配问题为 (4) 式中目标函数 $E(\vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\rho})$ 的最小优化问题. 目前, 常采用随机梯度下降法^[6] 来解决此优化问题, 具体步骤如下:

- 1) 初始化变量 $(\vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\rho})$;
- 2) 在三维人脸模型上随机选择三角面片集合 K ;
- 3) 计算目标函数 E 和变量 $(\vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\rho})$ 的梯度: $\frac{\partial E}{\partial \alpha_i}, \frac{\partial E}{\partial \beta_i}, \frac{\partial E}{\partial \rho_i}$;
- 4) 根据变量迭代公式更新迭代变量 $(\vec{\alpha}, \vec{\beta}, \vec{\rho})$, 并采用尝试的方法确定迭代步长 $\lambda_i, \delta_i, \gamma_i$: $\alpha_i = \alpha_i - \lambda_i \frac{\partial E}{\partial \alpha_i}, \beta_i = \beta_i - \delta_i \frac{\partial E}{\partial \beta_i}, \rho_i = \rho_i - \gamma_i \frac{\partial E}{\partial \rho_i}$;
- 5) 如果当前迭代次数大于事先给定的最大迭代次数, 则停止迭代; 否则, 转到 2) 继续迭代.

随机梯度下降法在求解过程中, 每一步迭代都要计算目标函数的梯度值 $\frac{\partial E}{\partial \alpha_i}, \frac{\partial E}{\partial \beta_i}, \frac{\partial E}{\partial \rho_i}$, 循环迭代过程中迭代步长 $\lambda_i, \delta_i, \gamma_i$ 的选择需要多次尝试才能确定. 算法收敛速度慢, 消耗时间长, 对初值依赖性, 收敛性不稳定^[18]. 本文提出了基于改进的遗传算法的模型匹配算法, 根据模型匹配问题的特点, 设计了合适的遗传算子, 在优化过程中加入调节机制, 控制交叉和变异概率, 以加快算法的收敛速度, 提高算法的求解精度.

本文采用浮点数编码方式, 采取轮盘赌的方法设计选择算子. 适应度函数 $F(\mathbf{X})$ 为: $F(\mathbf{X}) = C_{max} - E, \text{ if } E < C_{max}; F(\mathbf{X}) = 0, \text{ if } E \geq C_{max}$. C_{max} 为一个相对大的数.

4.1 交叉算子

交叉操作是遗传算法中生成新个体的主要操作. 根据事先定义的交叉概率 P_c , 通过交换两个个体对应基因位的基因值来产生新的个体. 本文设计了如下的交叉算子.

1) 首先将种群中 M 个个体随机分成 $\lfloor \frac{M}{2} \rfloor$ 组 ($\lfloor x \rfloor$ 为不超过 x 的最大整数). 交叉操作在每组的两个个体之间进行;

2) 假定父代中同组的两个个体为: $\mathbf{X}_1 = (x_1^{(1)}, \dots, x_n^{(1)})$, $\mathbf{X}_2 = (x_1^{(2)}, \dots, x_n^{(2)})$;

3) 随机生成 n 个区间 $(0, 1)$ 之间的随机数 $\alpha_i (i = 1, \dots, n)$, 则子代中通过交叉操作生成的两个个体为: $\mathbf{X}_\alpha = (y_1^{(1)}, \dots, y_n^{(1)})$, $\mathbf{X}_\beta = (y_1^{(2)}, \dots, y_n^{(2)})$, 其中 $y_i^{(1)} = \alpha_i x_i^{(1)} + (1 - \alpha_i) x_i^{(2)}$, $y_i^{(2)} = \alpha_i x_i^{(2)} + (1 - \alpha_i) x_i^{(1)}$.

4.2 变异算子

变异操作是根据变异概率 P_m , 通过调整个体某个基因位上的基因值生成新的个体. 本文设计了非一致性变异算子, 在进化的初期阶段搜索范围相对比较大, 到进化的后期, 算子的搜索范围越来越小.

假定父代中的个体为: $\mathbf{X} = (x_1, \dots, x_n)$, 第 k 个基因位被选作执行变异操作. 则变异操作后生成的子代中的个体为: $\mathbf{X}' = (x'_1, \dots, x'_n)$. 第 k 个基因位变异后的基因值 x'_k 通过下式计算得到: $x'_k = x_k + \Delta(t, b_k - x_k), \text{ if } \text{rnd}(2) = 0; x'_k = x_k + \Delta(t, x_k - a_k), \text{ if } \text{rnd}(2) = 1$. $\text{rnd}(2)$ 为随机生成的一个整数模 2 的值, t 为当前进化的代数. $\Delta(t, z) = z(1 - r^{(1 - \frac{t}{T})^\lambda})$. 其中 r 是 $(0, 1)$ 之间的随机数, T 是最大的进化代数. 参数 λ 表示算子的非一致性程度.

4.3 交叉和变异概率的调节

交叉和变异概率的调节控制可提高遗传算法的性能^[19]. 在进化的初期阶段, 较大的交叉概率有利于保持种群的最优个体; 而在后期, 较大的变异概率则可增加种群中个体的多样性, 避免算法陷入局部最优解. 本文通过相邻两代个体适应度的差异来估计算法的收敛趋势, 通过控制遗传算子来调节算法的收敛方向. 在进化的初期阶段, 如果相邻两代个体适应度差异超过某个阈值, 则增加当前的交叉概率, 否则, 交叉概率重新设定为初始值. 在进化的初期阶段, 相邻两代个体适应度过大的差异意味着最优个体可能会被抛弃, 增加交叉概率可在充分交换父代个体信息的基础上生成更多新的个体, 以尽可

能在子代中保留最优个体. 在进化的后期, 如果相邻两代个体适应度差异低于某个阈值, 则增加当前的变异概率, 否则, 变异概率重新设定为初始值. 在进化的后期, 相邻两代个体适应度过小的差异意味着算法易于陷入局部最优解, 增加变异概率可生成更多新的个体, 保持种群的多样性, 避免算法陷入局部最优解.

假定第 i 代种群的适应度为 \mathbf{F}_i : $\mathbf{F}_i = (F_{i1}, \dots, F_{in})$. $F_{ij} (1 \leq j \leq n)$ 表示第 i 代种群第 j 个个体的适应度. $E(\mathbf{F}_i)$ 表示第 i 代种群个体适应度的均值: $E(\mathbf{F}_i) = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n F_{ij}$. S_{F_i} 表示第 i 代种群个体适应度的标准方差: $S_{F_i}^2 = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n (F_{ij} - E(\mathbf{F}_i))^2$. $S_{F_i F_j}$ 表示第 i 代种群个体适应度 F_i 和第 j 代种群个体适应度 F_j 之间的协方差: $S_{F_i F_j} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (F_{ik} - E(\mathbf{F}_i))(F_{jk} - E(\mathbf{F}_j))$. $R_{F_i F_j}$ 示第 i 代种群个体适应度 \mathbf{F}_i 和第 j 代种群个体适应度 \mathbf{F}_j 之间的相关系数: $R_{F_i F_j} = \frac{S_{F_i F_j}}{S_{F_i} S_{F_j}}$.

在优化过程中, 当前进化代数小于最大进化代数的一半时, 主要调整交叉概率. 当 $R_{F_i F_j}$ 下降值大于某个给定的阈值时, 交叉概率增加一个增量. 否则, 交叉概率重新设定为初始值. 当前进化代数大于最大进化代数的一半时, 主要调整变异概率. 当 $R_{F_i F_j}$ 上升值大于某个给定的阈值时, 变异概率增加一个增量. 否则, 变异概率重新设定为初始值.

采用本文算法来解决模型匹配优化问题的具体步骤如下:

1) 随机生成 M 个个体: $\mathbf{X}_i = (\overrightarrow{\alpha}^{(i)}, \overrightarrow{\beta}^{(i)}, \overrightarrow{\rho}^{(i)})$, 其中 $1 \leq i \leq M$;

2) 计算种群中每个个体的适应度函数 $F(\mathbf{X}_i)$, 并根据目标函数 E 最小化准则, 保存当前种群的最优个体;

3) 如果当前进化代数 t 大于事先给定的最大进化代数 T , 则停止优化, 并从所有进化过程中保存下来的最优个体中的选择适应度函数最大的个体作为最终优化结果; 否则, 转到 4) 继续;

4) 采用轮盘赌的方法执行选择操作, 得到 M 个选择个体; 随机生成 $(0, 1)$ 之间的随机数, 根据交叉概率 P_c 和变异概率 P_m 分别执行交叉和变异操作, 得到下一代种群;

5) 计算当前种群与上一代种群的个体适应度相关系数 $R_{F_i F_j}$, 并根据 4.3 节描述的交叉和变异概率的调节机制, 调节进化过程中的交叉和变异概率, 并转到 2) 继续.

5 实验结果

我们从 BJUT-3D Face Database^[20] 数据库中挑选了有代表性的 200 个三维人脸 (男女各 100) 作为模型基础数据, 建立三维人脸形变模型.

5.1 三维人脸的对应

为了验证本文提出的三维人脸对应算法的效果, 对 200 个原型三维人脸分别使用光流算法和本文的算法进行了对应计算, 并计算了相应的平均人脸 (所有人脸对应点及对应纹理像素的平均), 如图 3 所示. 图 3(a) 为本文算法的结果, 3(b) 为光流算法的结果.

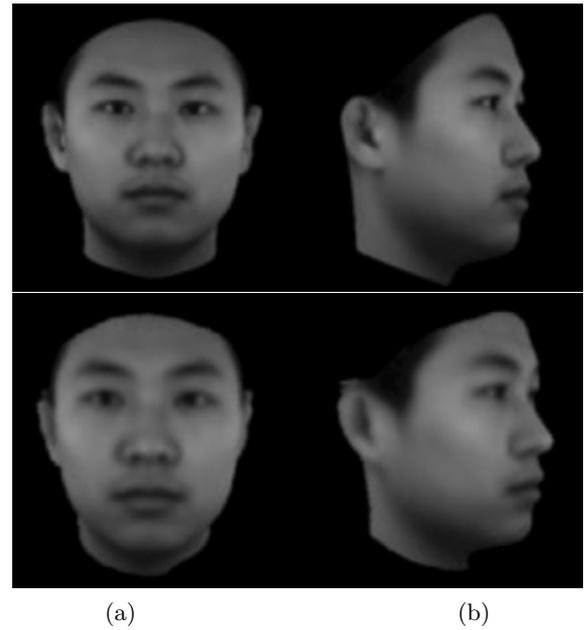


图 3 重采样和光流平均脸比较
Fig. 3 Average 3D face by two methods

5.2 三维人脸建模

本文根据原型三维人脸数据, 统计了形状和纹理参数的分布情况, 计算了两种参数的均值 $E_{\overrightarrow{\alpha}}, E_{\overrightarrow{\beta}}$ 和方差 $\sigma_{\overrightarrow{\alpha}}, \sigma_{\overrightarrow{\beta}}$. 并根据均值和方差来约束进化过程中个体变化的上下界 $E_{\overrightarrow{\alpha}} \pm 3\sigma_{\overrightarrow{\alpha}}, E_{\overrightarrow{\beta}} \pm 3\sigma_{\overrightarrow{\beta}}$. 为了验证本文提出的模型匹配算法的效果, 针对同一幅人脸图像, 分别采用传统算法 (基于随机梯度下降法的模型匹配算法) 和新算法 (基于改进的遗传算法的模型匹配算法) 重建三维人脸, 如图 4 所示. 最左边的图片为输入的二维图像, 中间的图片为采用新算法重建的三维人脸, 最右边为采用传统算法重建的结果. 采用新算法的匹配时间为 18.1 分钟, 传统算法的匹配时间为 31.6 分钟.

我们还对两种算法重建出的三维人脸的精度进行了比较分析. 考虑到形变模型建立过程中, 原型三

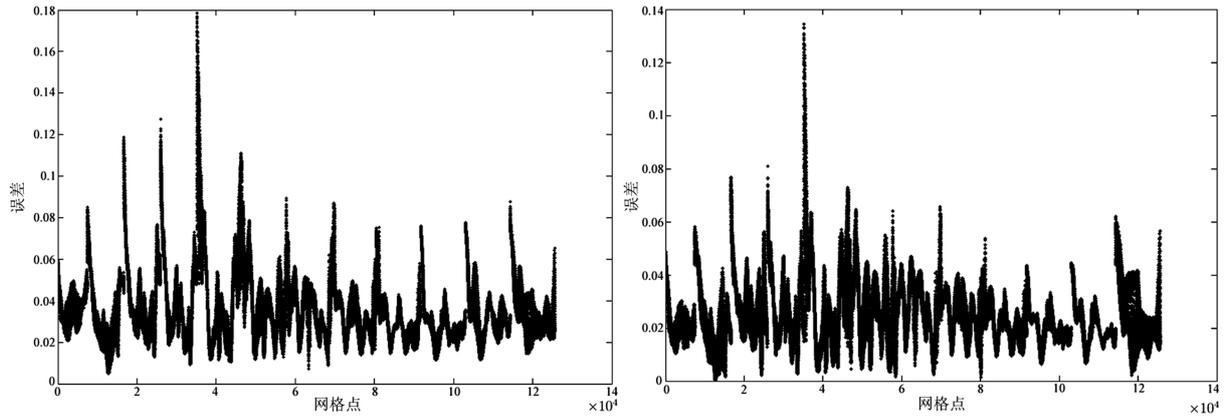


图 5 新算法和传统算法的重建误差比较
Fig. 5 Error-comparison of two methods

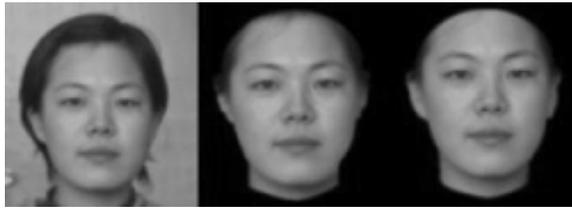


图 4 两种模型匹配算法重建结果比较
Fig. 4 3D face reconstruction

维人脸经过了坐标轴的平移校正预处理, 本文采用重建的三维人脸与扫描的三维人脸在对应几何顶点处的相对误差作为标准比较重建的精度, 即两个三维人脸模型上对应几何顶点处的三维坐标差与三维模型在该坐标轴上尺度的比的和. 采用新算法和传统算法重建的三维人脸在各个顶点处的重建误差如图 5 所示. 左边图像为传统算法的重建误差, 右边图像为本文算法的重建误差. 本文算法比传统算法重建误差的减少量如图 6 所示. 我们还输入多幅人脸图像, 分别采用两种算法进行三维人脸建模, 并统计了相同条件下两种算法的重建时间与最大重建误差. 表 1 为相同条件下匹配时间的比较. 图 7 所示为最大重建误差的比较. 图 8 所示为采用新的模型匹配算法重建的三维人脸的部分结果. 其中第 1 行第 1 列是输入的人脸图像, 第 2~4 列为重建的三维人脸在不同视角下的图像; 第 2 行第 1 列是输入的非环境光照下的人脸图像, 第 2 列是三维重建的结果, 第 3、4 列是重建的三维人脸重新加光照的结果; 第 3 行第 1 列是输入的姿态变化的人脸图像, 第 2~4 列为重建的三维人脸在不同视角下的图像. 我们还采用不同的初值验证本文提出的算法的鲁棒性, 针对图 8 第 1 行所示的输入人脸图像, 表 2 给出了不同初值条件下的部分实验结果. 在实际计算时, 形状

和纹理参数分别为 99 维向量, 表中只列出了前 10 个分量的优化结果.

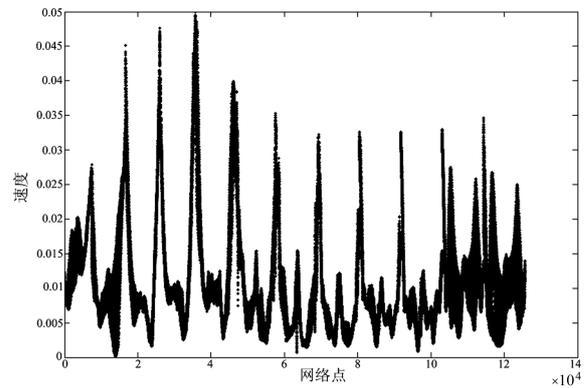


图 6 新算法比传统算法误差的减少量
Fig. 6 Error-decrement of new method

5.3 实验结果分析

实验结果表明, 本文提出的对应算法要明显优于基于光流算法的对应算法. 如图 3 所示, 光流方法计算的平均人脸比较模糊, 尤其在耳朵、眼睛等几何形状变化较大或柱面投影有遮挡的部位, 难以细致地反映对应部位的几何轮廓, 这主要由光流计算的误差造成. 采用本文提出的算法, 即使在几何形状变化较大的部位对应效果也很好, 计算出的平均人脸反映出了这些部位的几何变化. 但与光流方法相比, 该方法尚需要一些人机交互, 尤其是人脸分片需要手工定位人脸的初始特征点. 但形变模型的建模过程是一次性的离线工作, 一旦建好模型就可用于自动化的模型匹配, 这并不影响模型的应用.

本文提出的模型匹配算法的性能要高于传统的随机梯度下降法. 如图 4 所示, 相同条件下重建同一个三维人脸, 本文的算法比传统算法节省了 13.5 分

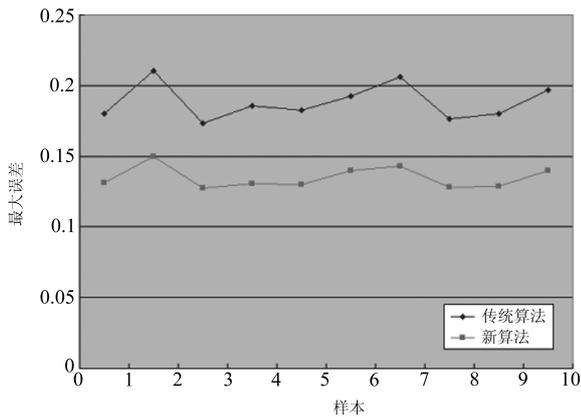


图 7 两种匹配算法的最大重建误差

Fig. 7 Max reconstruction-error of two methods

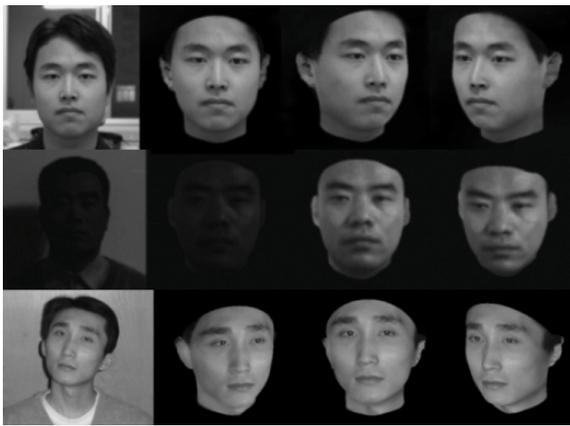


图 8 采用新算法的三维人脸重建结果

Fig. 8 Reconstructed 3D faces by new method

钟, 缩短了重建时间. 如图 6 所示, 本文算法的重建精度高于传统算法的重建精度, 重建误差最大可缩小 0.05. 如图 7 所示, 本文算法的重建误差比传统算法最大可减少 8%. 传统算法在优化过程中, 每一步迭代方向的确定是随机的, 对于超大规模的优化问题, 在有限次迭代过程中, 很难保证每次迭代得到的可行解与最优解之间的差距越来越小. 而本文的算法是多个可行解并行的逼近最优解, 进化过程中种群的最优个体在整个优化过程中得到了保存, 保证了算法在每一步得到的最优可行解与最优解之间的差距越来越小, 交叉和变异概率的调节, 进一步提高了算法的重建精度. 在大量的统计试验过程中, 采用传统算法重建三维人脸时, 通常要多次选择迭代初值才能使得算法收敛. 对某些选择不适当的初值, 算法呈发散状态, 无法得到重建结果. 采用本文的算法, 无需选择初值即可自动重建三维人脸. 本文的

表 1 模型匹配时间比较

Table 1 Time consumed by two methods

Sample	$T_{Conventional}(min)$	$T_{New}(min)$
I	38.5	28.7
II	37.3	27.6
III	34.0	25.4
IV	36.2	26.8
V	33.8	24.7
VI	29.7	23.3
VII	35.6	26.1
VIII	32.7	24.5
IX	36.6	26.9
X	35.9	26.5

算法克服了传统算法对初值依赖性强的缺陷, 提高了匹配算法的鲁棒性. 本文提出的算法的收敛速度要高于传统算法的收敛速度. 如表 1 所示, 本文的算法比传统算法最少可节省时间 11 分钟. 本文的算法在优化过程中是多个可行解同时向最优解逼近, 算法具有较好的全局搜索能力. 而传统算法是沿锯齿形的路径逼近最优解, 在每一步迭代过程中, 迭代步长的选择要经过多次尝试才能确定, 消耗了大量的时间.

6 结论

针对目前基于形变模型的三维人脸建模方法, 在模型建立过程中对应算法精度低, 对应效果差; 模型匹配算法稳定性和鲁棒性差, 对初值依赖性强, 收敛速度慢, 匹配精度低的问题, 本文提出了基于人脸特征的均匀网格重采样算法, 实现原型三维人脸数据的精确对应; 提出了基于改进遗传算法的模型匹配算法, 克服了传统的随机梯度下降法在模型匹配过程中存在的缺陷. 实验结果表明, 基于人脸特征的均匀网格重采样算法比光流算法计算的对应效果好, 算法精度高. 基于改进遗传算法的模型匹配算法, 优化过程不依赖于初值, 提高了模型匹配算法的稳定性和鲁棒性, 加快了算法的收敛速度, 提高了模型的匹配精度. 统计数据表明, 采用新的模型匹配算法, 可缩短模型匹配消耗的时间, 提高模型匹配的速度和精度.

由于形变模型的模型匹配问题是一个多参数的大规模非线性函数优化问题, 模型匹配还需要比较长的时间, 如何有效降低匹配问题目标函数的复杂度, 减少优化过程的计算量, 以提高三维人脸重建速度是下一步工作的一个重点.

表 2 模型优化结果
Table 2 Results of optimization

形状参数 (初值)	纹理参数 (初值)	形状参数 (优化结果)	纹理参数 (优化结果)
Alpha[0]= 0.5	Beta[0]=0.3	Alpha[0]= -3.79970217	Beta[0]= 6.02725077
Alpha[1]= 0.2	Beta[1]=-0.6	Alpha[1]= -5.80905867	Beta[1]= 2.16948271
Alpha[2]= -0.3	Beta[2]=0.7	Alpha[2]= -1.11747313	Beta[2]= -2.80413771
Alpha[3]= 0.5	Beta[3]=0.1	Alpha[3]= 1.47938335	Beta[3]= 6.66672516
Alpha[4]= -0.6	Beta[4]=0.2	Alpha[4]= 6.35057497	Beta[4]= 2.53401065
Alpha[5]= 0.8	Beta[5]=0.5	Alpha[5]= -3.40644026	Beta[5]= 2.98089576
Alpha[6]= 0.1	Beta[6]=0.8	Alpha[6]= 0.83406240	Beta[6]= -8.02330303
Alpha[7]= 0.9	Beta[7]=-0.1	Alpha[7]= -1.10822678	Beta[7]= 2.12190437
Alpha[8]= -0.2	Beta[8]=-0.2	Alpha[8]= -3.81331539	Beta[8]= -1.90860188
Alpha[9]= 0.4	Beta[9]=0.4	Alpha[9]= 8.97273827	Beta[9]= 1.44849169
Alpha[0]= -0.9	Beta[0]=-0.5	Alpha[0]= -3.79651213	Beta[0]= 6.02976217
Alpha[1]= 0.5	Beta[1]=-0.3	Alpha[1]= -5.80425641	Beta[1]= 2.17248164
Alpha[2]= 0.8	Beta[2]=0.4	Alpha[2]= -1.11857421	Beta[2]= -2.809012752
Alpha[3]= -0.1	Beta[3]=0.1	Alpha[3]= 1.47337356	Beta[3]= 6.65862309
Alpha[4]= 0.3	Beta[4]=0.7	Alpha[4]= 6.35916581	Beta[4]= 2.53711034
Alpha[5]= 0.2	Beta[5]=-0.2	Alpha[5]= -3.40764135	Beta[5]= 2.98089576
Alpha[6]= -0.4	Beta[6]=0.4	Alpha[6]= 0.83307252	Beta[6]= -8.02630307
Alpha[7]= 0.7	Beta[7]=0.6	Alpha[7]= -1.110278543	Beta[7]= 2.12091452
Alpha[8]= 0.4	Beta[8]=-0.1	Alpha[8]= -3.81561572	Beta[8]= -1.913860154
Alpha[9]= -0.2	Beta[9]=0.6	Alpha[9]= 8.98873437	Beta[9]= 1.44637147
Alpha[0]= -0.6	Beta[0]=-0.4	Alpha[0]= -3.79597317	Beta[0]= 6.02325138
Alpha[1]= -0.1	Beta[1]=-0.7	Alpha[1]= -5.80615843	Beta[1]= 2.16548384
Alpha[2]= 0.7	Beta[2]=0.1	Alpha[2]= -1.11347651	Beta[2]= -2.80523762
Alpha[3]= 0.1	Beta[3]=0.3	Alpha[3]= 1.47728472	Beta[3]= 6.66681015
Alpha[4]= 0.3	Beta[4]=0.6	Alpha[4]= 6.35267482	Beta[4]= 2.53601074
Alpha[5]= -0.5	Beta[5]=-0.8	Alpha[5]= -3.40854123	Beta[5]= 2.98119441
Alpha[6]= 0.2	Beta[6]=0.1	Alpha[6]= 0.83616140	Beta[6]= -8.03130316
Alpha[7]= 0.1	Beta[7]=0.5	Alpha[7]= -1.10578693	Beta[7]= 2.12220451
Alpha[8]= -0.3	Beta[8]=-0.3	Alpha[8]= -3.820481573	Beta[8]= -1.90462175
Alpha[9]= 0.7	Beta[9]=0.8	Alpha[9]= 8.97986250	Beta[9]= 1.44742043

References

- 1 Parke F I. A Parametric Model of Human Faces. [Ph.D. dissertation], Salt Lake City: University of Utah, 1974
- 2 Waters K. A muscle model for animating three-dimensional facial expression. *Computer Graphics*, 1987, **21**(4): 17~24
- 3 Pighin F, Hecker J, Lischinski D, Szeliski R, Salesin D H. Synthesizing realistic facial expressions from photographs. In: Proceedings of SIGGRAPH'98, Orlando, Florida, ACM Press, 1998: 75~84
- 4 Lee W S, Thalmann N M. Fast head modeling for animation. *Journal Image and Vision Computing*, 2000, **18**(4): 355~364
- 5 Mandun Zhang, Linna Ma, Zeng X Y, Wang Y S. Imaged-based 3D face modeling. In: Proceedings of International Conference on Computer Graphics, Imaging and Visualization, 2004. 165~168
- 6 Blanz V, Vetter T. A morphable model for the synthesis of 3D faces. In: Proceedings of SIGGRAPH'99, Los Angeles, ACM Press, 1999: 187~194
- 7 Blanz V, Vetter T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine*, 2003, **25**(9): 1063~1074
- 8 Fuchs M, Blanz V, Lensch H, Seidel H P. Reflectance from images: a model-based approach for human faces. *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, 2005, **11**(3): 296~305
- 9 Xun Xu, Zhang C H, Thomas S. Huang. Active morphable model: an efficient method for face analysis. In: Proceedings of the 6th International conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Seoul, Korea, 2004: 837~842
- 10 Romdhani S, Vetter T. Efficient, robust and accurate fitting of a 3D morphable model. In: Proceedings of 9th IEEE International Conference on Computer Vision, 2003. **1**: 59~66
- 11 Romdhani S, Vetter T. Estimating 3D shape and texture using pixel intensity, edges, specular highlights, texture con-

- straints and a prior. In: Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005(CVPR 2005), 2005. **2**: 986~993
- 12 Sami Romdhani, Jean-Sebastien Pierrard, Thomas Vetter. 3D morphable face model, a unified approach for analysis and synthesis of images. In *Face Processing: Advanced Modeling and Methods*. Edited by Zhao Wen-Yi and Chellappa Rama, Elsevier, 2005
- 13 Gene Sexton, Cyberware Laboratory Inc, [Online]http://www.cyberware.com, 2005
- 14 Gu Chun-Liang, Yin B C, Hu Y L, Cheng S Q. Resampling based method for pixel-wise correspondence between 3D faces. In: Proceedings of International Conference on Information Technology: Coding and Computing(ITCC 2004), 2004. **1**: 614~619
- 15 Hu Y L, Yin B C, Cheng S Q, Gu C L. A 3D facial combination model based on mesh resampling. In: Proceeding of 7th International Conference on Signal(ICSP'04), 2004. **2**: 1231~1234
- 16 Hu Y L, Yin B C, Sun Y F. Mesh resampling alignment for 3D face morphable model. In: Proceedings of 2004 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing. 2004. 250~253
- 17 Krishnamurthy V, Levoy M. Fitting smooth surfaces to dense polygon meshes. In: Proceedings of SIGGRAPH'96, Addison Wesley, 1996: 313~324
- 18 Fletcher R. Practical Methods of Optimization. *vol. 1: Unconstrained Optimization*. John Wiley and Sons, 1980
- 19 Grefensette J J. Optimization of control parameter on the facility layout problem. *Computer and Industrial Engineering*, 1994, **26**(3): 108~121
- 20 Yin B C. Multimedia Technology & Graphics Lab. [Online]http://www.bjpu.edu.cn/sci/multimedia/mul-lab/English/index.htm, 2005



王成章 北京工业大学计算机学院博士生。目前研究领域为人脸建模、人脸动画和人脸识别。本文通信作者。E-mail: sanyecunfu@emails.bjut.edu.cn
(**WANG Cheng-Zhang** Ph.D. candidate at College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers

face modeling, face animation, and face recognition. Corresponding author of this paper.)

尹宝才 北京工业大学计算机学院教授。目前研究领域为计算机视觉、图形学和视频编码。E-mail: yinbc@bjut.edu.cn
(**YIN Bao-Cai** Professor at College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers computer vision, graphics, and video coding.)

孙艳丰 北京工业大学计算机学院教授。目前研究领域为运筹学、进化计算。E-mail: yfsun@bjut.edu.cn
(**SUN Yan-Feng** Professor at College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology. Her research interest covers operational research and evolutionary computation.)

胡永利 北京工业大学计算机学院博士生。目前研究领域为三维人脸重建、人脸动画和人脸识别。E-mail: huyongli@bjut.edu.cn
(**HU Yong-Li** Ph.D. candidate at College of Computer Science and Technology, Beijing University of Technology. His research interest covers 3D face reconstruction, face animation, and face recognition.)