

基于单张照片的三维人脸重建优化算法

熊平*, 卢烨

(中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083)

(*通信作者电子邮箱 xiongp1025@126.com)

摘要:传统人脸三维重建算法难以确定人脸形状,并且计算复杂。针对此问题,提出一种以水平集方法获取人脸轮廓并结合明暗恢复形状(SFS)算法重建三维模型的方法,该方法仅需单张正面人脸照片。首先采用主动形状模型确定人脸轮廓,将其作为水平集的初始演化曲线,分割出完整的人脸形状;然后对人脸区域进行灰度变换,求出灰度图像;最后通过SFS算法重建已知光照条件的人脸图像的三维模型,将该模型作为参考与灰度图像匹配,进而确定其光照条件和三维模型。实验结果表明,与基于网格模型的算法相比,该方法可快速地重建具有完整形状的人脸模型。

关键词:单张照片;水平集演化;光照条件;明暗恢复形状;三维人脸重建

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Modified 3D facial reconstruction algorithm based on a single photo

XIONG Ping*, LU Ye

(School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: The original 3D facial reconstruction algorithm cannot determine the shape of face, and it is also very complex. To resolve this problem, a 3D facial reconstruction algorithm based on the Shape From Shading (SFS) by a single photo was proposed, which used the level set method to determine the facial contour. Firstly, initial contour of the face was defined by Active Shape Model (ASM), and it was used as the input of the level set method to segment full face shape. Secondly, the facial image was converted to grayscale. Finally, a reference model was established by using SFS on an image whose illumination condition was known. The input image was matched with the reference model, and then the illumination condition of the input image and the reconstruction result could be calculated. The experimental results show that, compared with the mesh model-based algorithm, the proposed method can ensure the shape of face and obtain the reconstruction model in a short time.

Key words: single photo; level set evolution; illumination condition; Shape From Shading (SFS); 3D facial reconstruction

0 引言

近年来,三维人脸模型不仅被用于人脸识别,同时还被广泛应用于网络游戏、虚拟交互和人机交互等领域,这使得人脸三维重建算法成为计算机视觉领域研究热点^[1]。目前,建立三维人脸模型的主要方法有:采用激光扫描拍摄系统直接获取人脸的三维数据^[2],利用参考模型和目标人脸图像的映射变换建立模型^[3],从多幅目标人脸图像提取所需参数恢复人脸三维模型^[4]等。激光扫描法往往是用于实验室条件,必须在特有的设备环境中才能获取被拍摄者的数据。而其他方法基本都需要多张人脸图片才能获得较为准确的结果,同时图片中光照的方向和人脸旋转角度等也严重影响计算结果。更重要的是,在实际应用中,不同应用条件下人脸图像的获取方式是不确定的,图像的质量和数量都不能保证,甚至只能获得一张正面人脸图像,这就限制了这些方法的使用。因此,基于单张正面图像建立人脸三维模型的算法逐渐发展起来,常用的算法有形变统计模型^[5-7]、神经网络^[8]和明暗恢复形状(Shape From Shading, SFS)^[9]。鹿乐等^[10]利用形变统计模型在原始图像质量较好的情况下可以取得较好的效果,但是其涉及的数据量大,计算时间也很长。刘笃晋等^[11]通过神经网络从正面人脸特征估算出多角度的人脸特征,但需要大量的计算来训练神经网络,同时需要提取大量三维模型的主成分

作为参考,效果并不理想。为了减少计算量,姜太平等^[12]尝试使用candide-3模型作为参考模型,但基于该模型得出的三维人脸模型可能会存在大量不平滑区域,容易造成人脸失真。由于照片光照参数的不确定,仅仅使用SFS方法建立三维模型是存在问题的。Liao等^[13]将其与形变统计模型相结合,可以解决SFS算法的问题,但其计算较复杂,也需利用大量的三维参考模型。

针对以上算法的问题,本文提出了一种只需要一个简单的参考模型和单张正面人脸照片即可得到人脸三维模型的算法。该算法可利用参考模型和目标人脸图像估算出拍摄目标人脸时的光照条件,为SFS算法提供确定的依据,进而得到人脸的深度信息,建立具有真实感的人脸三维模型。

1 提取人脸图像

建立较为真实的人脸三维模型,首先要获取完整的人脸图像,而获取完整人脸图像的一个关键问题就是如何确定人脸的轮廓线。用于解决火苗外形变化问题的一种数值计算方法——水平集(Level Set Method)^[14]在轮廓线提取的研究中一直被广泛的应用。水平集方法是将封闭演化曲线 $c(s, t)$ 嵌入到零水平集函数 $\varphi(x, y, t)$ 中通过演化计算将定义在 Ω 上的图像 $I(x, y)$ 分割为目标和背景区域。 φ 函数的定义如下:

收稿日期: 2013-03-08; 修回日期: 2013-05-05。

作者简介:熊平(1959-),男,湖南衡阳人,教授,博士,主要研究方向:图像处理、计算机视觉;卢烨(1988-),女,黑龙江七台河人,硕士研究生,主要研究方向:人脸识别、三维重建。

$$\varphi(x, y, t) = \begin{cases} -d, & (x, y) \text{ 在曲线 } c \text{ 内} \\ 0, & (x, y) \text{ 在曲线 } c \text{ 上} \\ d, & (x, y) \text{ 在曲线 } c \text{ 外} \end{cases} \quad (1)$$

曲线 c 和水平集函数 φ 的全微分表达式为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = |\nabla \varphi| [\mu k - \nu - \lambda_{in}(I(x, y) - c_{in})^2 + \lambda_{out}(I(x, y) - c_{out})^2] \quad (2)$$

$$\begin{cases} c_{in} = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\varphi) d\Omega}{\int_{\Omega} H(\varphi) d\Omega} \\ c_{out} = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) [1 - H(\varphi)] d\Omega}{\int_{\Omega} [1 - H(\varphi)] d\Omega} \end{cases} \quad (3)$$

$$H(\varphi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan(2\varphi) \right] \quad (4)$$

式(2)中: $|\nabla \varphi|$ 是 φ 的梯度值; k 为曲线 c 的曲率; μ, ν, λ_{in} 和 λ_{out} 为常数参数, 具体为 $\mu = 1.0, \nu = 0, \lambda_{in} = \lambda_{out} = 1.0$ 。

本文采用 Cootes 等^[15]提出的主动形状模型 (Active Shape Model, ASM) 检测人脸轮廓特征点 (如图 1(a)), 确定初始演化曲线 c (如图 1(b)), 其对应的水平集函数为 φ , 即 $\{c | \varphi(x, y, 0) = 0\}$ 。初始区域 (曲线 c 内部的像素点为负, 外部为正。由于使用的初始化演化曲线 c 已经分割开人脸和颈部区域, 因此, 曲线的演化方向是固定向上的。在人脸额头区域, 选择函数 φ 值介于 d 和 $-d$ 之间的像素点作为该水平集算法的作用区间, 按照式(2)更新该区间内点的 φ 值。为了保证曲线演化的稳定性, 要按照式(5)重新初始化作用区间内像素点的 φ 值。上述步骤经过固定次数的迭代计算, 就可以得到本文需要的人脸完整轮廓线如图 1(c) 所示, 从而可获得人脸图像 (如图 1(d))。

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \text{sign}(\varphi)(1 - |\nabla \varphi|) \quad (5)$$

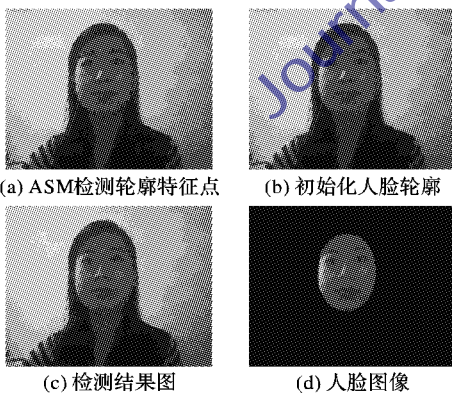


图1 人脸图像提取结果

2 三维重建算法

2.1 计算人脸灰度图像

从明暗信息中恢复人脸三维数据, 首先要计算图像的合理灰度值。现实中照片光照可能存在不均匀的问题, 所以在计算其灰度图像前, 需要对图像进行光照补偿处理^[16], 并提高图像对比度。本文计算图像灰度的方法是将图像上每个点的红绿蓝 (RGB) 颜色值与权值矩阵进行线性组合, 从而得出该点的灰度值。计算坐标点之前, 需要定义三个矩阵 S 、 T 和 D , 如式(6)和(7)。 S 由三维空间中人脸模型的每个点的位置

组成, 其中 X_i, Y_i, Z_i 表示点 i 的坐标; T 是二维人脸图像的颜色矩阵, 每一列代表图像上一点的 RGB 分量; D 为图像的灰度转换结果, 其中每个 b_i 代表第 i 个像素在 $0 \sim 255$ 的亮度值。这里值得注意的是 S 和 T 都是 $3 \times m$ 的矩阵, 即模型上每个点都有与其对应的图像颜色值。

$$\begin{cases} S = (X_1, Y_1, Z_1, \dots, X_m, Y_m, Z_m) \in \mathbf{R}^{3m} \\ T = (R_1, G_1, B_1, \dots, R_m, G_m, B_m) \in \mathbf{R}^{3m} \end{cases} \quad (6)$$

$$D = (b_1, b_2, b_3, \dots, b_{m-1}, b_m) \quad (7)$$

$$D = W \cdot T; W = (W_R, W_G, W_B); W_G > W_R > W_B \quad (8)$$

其中 W 为灰度转换的权值矩阵, 三个分量分别代表彩色图像红、绿和蓝三个通道的比重。本文利用人脸特征点 (图 2(a)), 找出鼻尖的位置, 求出该点灰度最大时权值矩阵的值, 并将该值作为整幅图像的灰度转换权值矩阵, 最终转换结果如图 2(b) 所示。



图2 人脸特征点和灰度转换结果

2.2 利用灰度图像恢复 3D 形状

前面已经讨论仅利用单张灰度图像作为输入的 SFS 算法是存在问题的。为解决 SFS 的问题, 先要了解 SFS 算法的基本思路。SFS 算法主要利用的图像模型是 Lambertian 模型, 其表达式如下:

$$E_{x,y} = R_{p,q} = \frac{1 + pp_s + qq_s}{\sqrt{1 + p^2 + q^2} \sqrt{1 + p_s^2 + q_s^2}} \quad (9)$$

其中: $E_{x,y}$, $R_{p,q}$ 分别是坐标为 (x, y) 的像素点的灰度函数和反射函数; (p, q) , (p_s, q_s) 分别是该点的表面梯度和光源方向, 定义为

$$\begin{cases} (p, q) = \left(\frac{\partial z}{\partial x}, \frac{\partial z}{\partial y} \right) \\ p_s = \frac{\cos \tau \sin \sigma}{\cos \sigma} \\ q_s = \frac{\sin \tau \cos \sigma}{\cos \sigma} \end{cases} \quad (10)$$

其中: z 是点 (x, y) 对应的深度值; σ, τ 分别是相应点的表面倾角和光源仰角, 其与该点的表面法向量 $n = (n_x, n_y, n_z)$ 有关, 即 $(n_x, n_y, n_z) = (f \sin \sigma \cos \tau, f \sin \sigma \sin \tau, f \cos \sigma)$, f 是表面法向量的幅值。SFS 的目的是通过式(9)和(10)计算出每个点的深度值 z 。然而, 真实的图像往往不遵循 Lambertian 模型规律, 并且在通常情况下, 一张图像的光照方向是不确定的。为了解决这些问题, 除利用灰度梯度约束之外, 还要在计算过程中引入两个约束条件——亮度约束和光滑约束。亮度约束是为了保证重建后的形状在每个表面点上的亮度与输入图像相同, 该约束条件可以从图像辐照式(9)中直接得出, 它表明了重建图像和输入图像在亮度上的误差。光滑约束可确保重建表面稳定收敛, 其可表示为: $\iint (p_x^2 + q_y^2) dx dy$, 式中 p_x 和 q_y 是点 (x, y) 沿着 x 和 y 方向的表面梯度。按照这个算法可求出图 3(a) 中正面光照的灰度人脸图所对应的三维云点模型, 如图 3(b) 所示。

由于参考模型(图3(b))的光照条件和法向量已知,则图3(a)的Lambertian表达式可改写为: $E_{x,y} = \rho_{\text{ref}}(x,y) \cdot l_{\text{ref}} \cdot Y(n_{\text{ref}}(x,y))$,式中 $\rho_{\text{ref}}(x,y)$ 代表参考图像的光照漫反射系数; l_{ref} 为光照条件向量; $Y(n_{\text{ref}}(x,y)) = (1, n_x, n_y, n_z)$ 为点 (x,y,z) 的表面法向量的球面谐波表示,其中 n_x, n_y, n_z 为法向量组成部分。因为Lambertian反射表面在离散光源下是很平滑的,所以球面谐波函数在低阶时,能够准确地近似图像。对比图2(b)可以看出,非正面光照的人脸图像并不能转换成明暗信息明显的灰度图像,即使在上述约束条件下,这样的灰度图依然不能恢复准确的深度信息。为此,本文将图3(b)中的模型作为参考模型,根据式(11)可恢复定义域在 Ω 内的目标人脸图像 $I(x,y)$ 的光照参数 l ,该光照条件可以是点光源、扩散光源和弥散光源的随意组合,忽略自身投影的影响。利用已求出的 l 的四个分量和参考模型每点的表面梯度值($p_{\text{ref}}, q_{\text{ref}}$),按照式(12)可求得 $I(x,y)$ 上每点的表面梯度(p, q),代入式(10)即可得到人脸深度数据,将该深度数据与其对应的颜色信息相映射,即可得到人脸三维模型。

$$\min_l \sum_{(x,y) \in \Omega} (I(x,y) - \rho_{\text{ref}}(x,y) \cdot l^T \cdot Y(n_{\text{ref}}(x,y))) \quad (11)$$

$$I(x,y) = \rho_{\text{ref}} l_0 + \frac{\rho_{\text{ref}}}{N_{\text{ref}}} (l_1 p + l_2 q - l_3);$$

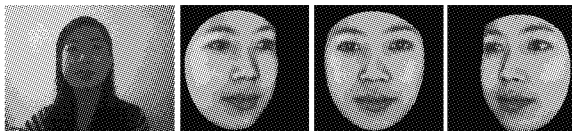
$$N_{\text{ref}} = \sqrt{p_{\text{ref}}^2 + q_{\text{ref}}^2 + 1} \quad (12)$$



图3 参考模型图

3 实验结果

将本文算法进行测试,软件环境为VS2008和Matlab2010,开发语言为C/C++,硬件环境为Intel Core2 Duo CPU T6570 @ 2.10 GHz,2.10 GHz,2 GB内存。采用的图像为作者拍摄图像和丹麦大学IMM人脸库内正面且中性表情的人脸图像。本文算法将计算过程主要分为三个阶段:第一个阶段是获取完整的人脸图像;第二个阶段则是图像灰度转换;最后一阶段为求出每个点的深度值,映射颜色信息,建立三维模型。实验结果如图4所示。



(a) 拍摄图像



(b) IMM人脸库图像

图4 本文算法实验结果

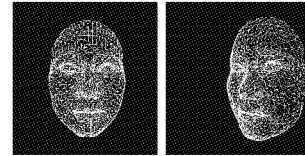
每个阶段所用的时间如表1所示。

51 s		
第一阶段	第二阶段	第三阶段
6.28	0.54	15.16

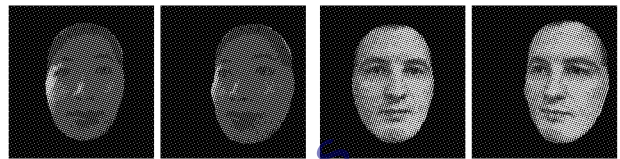
在同等实验环境下,依据董洪伟的算法^[17]只利用单个三维网格模型(图5(a))和单张照片,计算结果如图5(b)和(c)

所示。

对比图4(a)和图5(b)、图4(b)和图5(c)可看出,董洪伟的算法为了能够拟合三维网格模型的形状,保留了非人脸的部分;同时比较图5(a)和(b)、(c),可以明显看出图中人脸形状受网格模型形状的影响,最终导致结果图5(b)和(c)中人脸形状一致,这无疑与实际人脸形状各异的情况相悖。相比之下,本文算法可以有效地排除头发等部位的干扰,并且能够获得与实际情况相近的人脸形状图形。



(a) 三维网格正面图



(b) 拍摄图像
重建结果正面图 (c) IMM人脸图像
重建结果正面图

图5 三维网格模型的算法结果

4 结语

本文提出了一种结合水平集和SFS算法的基于单张照片重建人脸三维模型的方法。针对常用重建算法无法准确定位人脸形状的问题,本文采用水平集方法演化ASM标定的初始曲线,得到的最终轮廓线可较为准确地分割人脸与背景区域。基于SFS算法的三维重建方法仅需要单张图像,虽然计算简单,但准确性较差,本文利用约束条件和参考模型优化了SFS算法,使得其能够较为准确地重建已知和未知光照的人脸图像对应的三维模型。实验结果表明,本文算法复杂度低,计算时间短,并保证了人脸的真实形状。但本文算法为了保证人脸轮廓的准确性,输入照片必须为正面人脸照片,因此,如何实现带有偏转角度的人脸三维重建是进一步研究的重点。

参考文献:

- [1] JIANG D, HU Y, YAN S, *et al.* Efficient 3D reconstruction for face recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2005, 38(6): 787-798.
- [2] LEE S J, PARK K R, KIM J. A SfM-based 3D face reconstruction method robust to self-occlusion by using a shape conversion matrix[J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44(7): 1470-1486.
- [3] LEVINE M D, YU Y F. State-of-the-art of 3D facial reconstruction methods for face recognition based on a single 2D training image per person[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, 30(10): 908-913.
- [4] BREGLER C, HERTZMANN A, BIERMANN H. Recovering non-rigid 3D shape from image streams[C]// *Proceedings of 2000 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2000, 2: 2690-2696.
- [5] PARK U. Age-invariant face recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2010, 32(5): 947-954.
- [6] BLANZ V, VETTER T. Face recognition based on fitting a 3D morphable model[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2003, 25(9): 1063-1074.
- [7] PATEL A. 3D morphable face models revisited[C]// *CVPR 2009: Proceedings of the 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Piscataway: IEEE, 2009: 1327-1334.
- [8] LEE M, CHOI C H. A robust real-time algorithm for facial shape recovery from a single image containing cast shadow under general, unknown lighting[J]. *Pattern Recognition*, 2013, 46(1): 38-44.

(下转第2369页)

$N = 3$, 此时延迟时间较低且能较为充分地利用历史故障信息。

在无故障条件下,采用三种算法依据蒙特卡洛原理进行 1000 次重复实验,结果如图 2 所示。

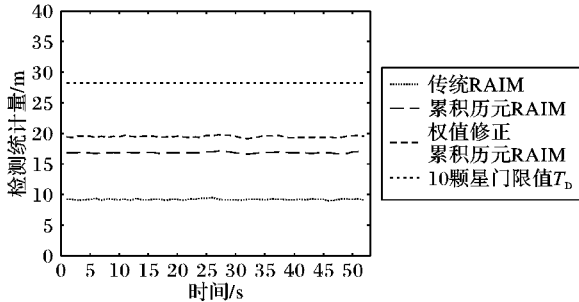


图2 无故障条件下1000次重复实验检测统计量均值分布

由图2可知,采用权值修正累积历元 RAIM 方案的检测统计量更加接近门限值 T_D , 这就说明新方案对故障更加敏感,故障量一旦加入,检测统计量很快超出检测门限,对故障进行及时告警。

为了说明三种算法对微小慢变故障的检测性能,在 $t = 6 \sim 43$ s 对系统加入 3 m/s 的慢变故障,采用三种算法依据蒙特卡洛原理进行 1000 次重复实验,结果如图 3 所示。

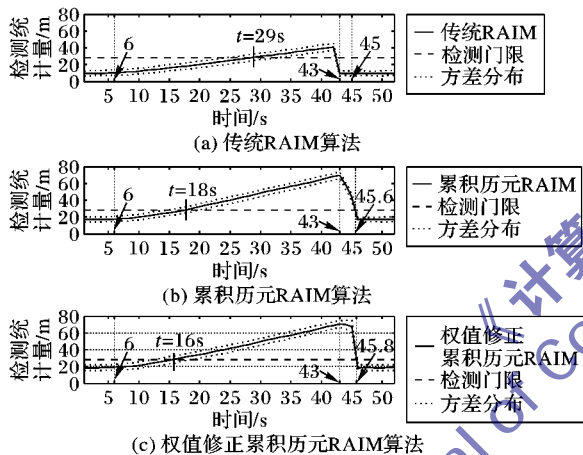


图3 加入 3 m/s 慢变故障条件下 1000 次重复实验检测统计量均值及方差分布

由图3可知,在 $t = 43$ s 取消故障后,两种累积历元方案在检测末端分别有 2.6 s 和 2.8 s 的误警时间,这是由于算法对历史故障信息的累积造成的;而传统 RAIM 算法却不存在此类问题。由此可见,传统方案对故障的“消失”更敏感。如果在两种方案并行运行的情况下以累积历元 RAIM 方案作为主系统向用户发出故障告警,而用传统 RAIM 辅助累积历元 RAIM 解除故障告警,就能在一定程度上解决累积历元 RAIM 检测末端误警的问题,关于这部分内容将另撰文阐述。

由图3可知,传统 RAIM 算法、累积历元 RAIM 算法和权值修正累积历元 RAIM 算法的检测延迟时间统计量分别为 23 s、 12 s 和 10 s。显然,累积历元方案可降低针对慢变故障的检测延迟时间,累积历元 RAIM 算法相对传统 RAIM 检测延迟时间缩短 47.83% ,权值修正累积历元奇偶矢量 RAIM 相对传统 RAIM 检测延迟时间缩短 56.52% ;就累积历元方案来看,采用权值修正后,检测延迟时间缩短 16.67% 。这进一步说明,通过故障量级调整权值因子以修正多历元的方案是可行的,并且拥有较好的检测效果。

4 结语

传统 RAIM 算法针对微小故障的检测效果不理想,使其在高精度场合中的应用受到限制,而本文提出的权值修正累积历元 RAIM 算法根据“窗口”内各历元故障值调整权值因子构造的故障检测量,针对微小故障具有较高的检测效率。同时,通过仿真得到了统计最优条件下选取“窗口”大小的基本准则。仿真结果显示该算法是可行的,并且使故障检测效率有较大程度的提高。

参考文献:

- [1] OCHIENG W Y, SAUER K. GPS integrity and potential impact on aviation safety [J]. The Journal of Navigation, 2003, 60(2): 51–65.
- [2] RTCA/DO-229E. Minimum operational performance standards for global positioning system/wide area augmentation system airborne equipment [S]. [S. l.]: RTCA, 1999.
- [3] BEOWN R G. Receiver autonomous integrity monitoring [C]// Global Positioning System: Theory and Application. Washington, DC: AIAA, 1996, 2: 150–155.
- [4] BROWN R G. A baseline GPS RAIM scheme and a note on the equivalence of three RAIM methods [J]. Navigation, 1992, 39(3): 301–316.
- [5] 陈金平, 周建华. 卫星导航系统性能要求的概念分析[J]. 无线电工程, 2005, 35(1): 30–32.
- [6] 郭睿, 韩春好, 冯来平, 等. 接收机自主完好性监测的算法分析[J]. 测绘工程, 2008, 17(2): 54–56.
- [7] 刘文祥, 李峥嵘, 王飞雪. 一种可检测和改正微小慢变伪距偏差的新 RAIM 方法[J]. 宇航学报, 2010, 31(4): 1024–1029.
- [8] 陈一虹. 导航系统的仿真及实时性研究[D]. 北京: 北京航空航天大学, 1996.
- [9] 彭兴钊, 黄国荣, 郭创, 等. 奇偶矢量 RAIM 算法的故障检测研究[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(6): 24–26.
- [10] 刘建业, 曾庆化, 赵伟. 导航系统理论与应用[M]. 西安: 西北工业大学出版社, 2010: 85–113.
- [11] 王惠南. GPS 导航原理与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2003: 36–65.
- [12] 张亮. GPS 导航定位算法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2007.

(上接第 2361 页)

- [9] CASTELAN M, HANCOCK E R. Acquiring height data from a single image of a face using local shape indicators[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2006, 103(1): 64–79.
- [10] 鹿乐, 周大可, 胡阳明. 基于特征分块的三维人脸重建和识别[J]. 计算机应用, 2012, 32(11): 3189–3192.
- [11] 刘笃晋, 孙淑霞, 李思明, 等. 一种新的单张照片三维人脸重建方法[J]. 计算机仿真, 2011, 28(9): 275–278.
- [12] 姜太平, 王晓娟, 刘玉洁, 等. 基于 Candide 模型的人脸深度信息生成技术研究[J]. 计算机技术与发展, 2012, 22(4): 93–100.
- [13] LIAO H B, CHEN Q H, ZHOU Q J, et al. Rapid 3D face reconstruction by fusion of SFS and local morphable model[J]. Journal

of Visual Communication and Image Representation, 2012, 23(6): 924–931.

- [14] WANG S Y, LIM K M, KHOO B C, et al. An extended level set method for shape and topology optimization[J]. Journal of Computational Physics, 2007, 221(1): 395–421.
- [15] COOTES T F, TAYLOR C J, COOPER D H. Active shape model — their training and application[J]. Computer Vision and Image Understanding, 1995, 61(1): 38–59.
- [16] CELIK T. Two-dimensional histogram equalization and contrast enhancement[J]. Pattern Recognition, 2012, 45(10): 3810–3824.
- [17] 董洪伟. 基于网格变形的从图像重建三维人脸[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2012, 24(7): 932–940.