

基于微分算子的三维人脸表情识别

盖 贇

(中国青年政治学院计算机教学与应用中心 北京 100089) (北京工业大学城市交通学院 北京 100124)

摘 要 基于拉普拉斯微分算子提出了一种用于三维人脸样本的表情识别方法。首先使用曲面变形的的方法对三维人脸样本进行样本配准处理。然后基于拉普拉斯微分算子计算三维人脸的表情特征,并根据训练样本的特征向量集构建一个关于三维人脸表情的字典。最后使用稀疏表示方法对三维人脸表情进行识别分析。实验结果表明,该方法能够有效地提高三维人脸表情识别的准确率。

关键词 三维人脸,表情识别,特征提取,微分算子,稀疏表示

中图分类号 TP 391 **文献标识码** A

3D Face Expression Recognition Based on Differential Operator

GE Yun

(Computer Science and Application Center, China Youth University of Political Studies, Beijing 100089, China)

(College of Transportation, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract Based on Laplace differential operator, a 3D facial expression recognition method was proposed. First the raw samples are registered by using the method of surface deformation. Then the expression feature are calculated by differential operator and a dictionary about face expression is established based on feature vectors derived from training samples. At last sparse representation method is used to perform recognition work. The experimental results show that the proposed method can effectively improve the accuracy of 3D facial expression recognition.

Keywords 3D Face, Expression recognition, Feature extraction, Differential operator, Sparse representation

1 引言

表情是人类感知他人内心情感状态的重要途径,是人们交流信息的重要渠道,因此使用计算机进行人脸表情识别一直是计算机视觉领域的研究热点。最早的表情识别研究工作是由 Ekman 和 Friesen^[1]开展的。Ekman 将人的面部表情分为 7 种基本类型:生气、沮丧、恐惧、高兴、伤心、惊讶和中性。随后他们又提出了面部行为编码系统(FACS),根据面部的运动信息对人脸表情进行编码。

目前表情识别研究大多是基于二维图像展开的,这些研究采用图像处理、纹理分析、模板匹配、动态模型等方法对表情的几何特征、纹理特征和动态特征进行提取和计算,已经取得了巨大的进步。但是人脸图像无法提供表情的三维几何信息,这使得表情识别在处理光照、姿态、几何变形等问题时遇到了很大的困难。基于三维数据的人脸表情识别研究表明:三维人脸样本能提供更多有助于识别的特征信息。

三维人脸表情识别按照特征提取方法的不同可分为 3 类:基于几何特征的方法,基于模型特征的方法和基于动态特征的方法。基于几何特征的方法试图通过三维人脸的特征点及其距离、曲线、曲面等几何特征来表示三维表情的形变特征。Wang 等人^[2]提出使用特征区域内的曲率特征统计量(primitive labels)来进行表情分类。Soyel 等人^[3]采用手工选

择的 11 个关键特征点及其距离作为表情识别特征,输入神经网络进行表情识别获得了 91.3% 的识别率。Tang 等人^[4]采用了 83 个特征点,选定其中 24 对特征点间的距离作为表情特征。为了获得与人无关的特征,他们采用 MPEG4 标准的人脸动画参数 FAP 的基准对这些距离进行了标准化,最后采用 Adaboost 分类方法实现表情识别,获得了 95.1% 的识别率。Berretti 等人^[5]在人脸定义了 27 个特征点以及基于这些特征点计算出 85 个插值点,使用这些特征点来计算 SIFT 特征以识别表情,在 BU-3DFE 库上达到了 77.54% 的识别率。Maalej 等人^[6]选择 24 个人脸特征点,以每个特征点为中心提取局部曲面上等测地半径的一组曲线,通过定义不同人脸曲线间的距离度量实现表情分类,基于 SVM 的识别结果达到 86.08%。虽然这类方法获得了理想的表情识别效果,但这类方法采用人脸的编码方式大多是基于样本上某些属性的绝对信息,如顶点位置信息、曲面法线信息、法向集等几何信息等。使用样本的绝对信息进行编码不能有效地表示三维人脸样本的表情特征。如使用顶点的全局坐标信息进行编码,就非常难以克服位移、平滑对识别造成的影响。

2004 年, Lipman^[7]等人提出了基于微分算子的曲面编辑方法,他们使用拉普拉斯微分算子对曲面进行表示,并在此基础上使用超定方程完成了对曲面的编辑。使用该方法编辑曲面可以保证曲面在变形时不但可以满足平滑性约束,而且可

本文受中国青年政治学院青年教师基金(182060326)资助。

盖 贇(1983—),男,博士,讲师,主要研究方向为 人脸识别、人脸检测、表情识别、三维人脸建模, E-mail: gyunsus@gmail.com。

以最大化地保存曲面的局部细节。受 Lipman 工作的启发,本文提出了基于微分算子的三维人脸表情识别的方法,该方法首先使用拉普拉斯微分算子提取三维人脸样本的表情特征,然后基于每个样本的特征向量构建三维人脸表情字典,并将稀疏表示识别框架作为识别方法对三维人脸表情进行研究和分析。实验表明,本文提出的表情识别方法能够有效地提高人脸表情识别率。

2 三维人脸样本配准

通常,原始的三维表情样本是一个含部分肩颈部、头发等部位的三维网格曲面,不同样本包含不同的顶点数量、面片数量和拓扑结构。表情研究关注的区域集中在面部的正向区域,为了便于研究,需要从原始网格中将面部数据分割出来,并对分离出的数据进行去噪、平滑、补洞等处理。

三维人脸样本配准是指通过曲面编辑的方法使不同的样本具有相同的点数、面数,并且不同样本之间具备点到点的稠密对应关系。即根据一个人脸样本上嘴角点的索引信息,可以找到另一个样本上的嘴角点,这样就可以方便地比较不同样本在对应特征点上的差别,规格化的样本可以采用统一的向量形式进行表示:

$$S_i = (X_{i1}, Y_{i1}, Z_{i1}, X_{i2}, \dots, X_{in}, Y_{in}, Z_{in})^T, 1 \leq i \leq N \quad (1)$$

其中, S_i 表示第 i 个三维人脸样本的形状向量, X, Y, Z 表示每个点的坐标信息, N 表示三维人脸样本的数量, n 表示构成三维人脸样本的顶点个数。对于具有复杂非刚性形变的人脸数据,建立样本间精确的点到点配准是一个困难的问题。

本文采用曲面变形的的方法对人脸样本进行规格化。该方法首先通过手工的方式构建一个标准的三维人脸样本来作为样本配准的模板,这里将其称为模板样本。然后通过对模板样本实施一系列的变形操作来建立原始样本和模板样本之间的对应关系,并根据该对应关系将模板样本的拓扑关系映射在原始样本之上来完成样本规格化。该方法认为人脸样本之间存在着两种变化,刚性变化和非刚性变化。通过对样本实施刚性配准和非刚性配准可以建立不同人脸样本之间的对应关系,其中刚性配准方法采用最近点迭代算法 (Iterative Closest Points, ICP)^[8-12],非刚性配准方法采用薄板样条法 (Thin Plate Spline, TPS)^[13]。为了保证曲面变形过程中始终结果满足人脸的约束,需要根据原始样本与模板样本之间的误差分布来建立曲面的变形约束。

对于模板样本 F_{model} 和原始样本 F_{raw} 上对应的顶点集 $P = \{p_i | i = 1, \dots, N_0\}$ 和 $Q = \{q_i | i = 1, \dots, N_0\}$, N_0 是标定点的个数,对应点间距离的平均值为 $S = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} \|(p_i, q_i)\|$, 对应点间距离的标准差为 $V = \frac{1}{N_0} \sum_{i=1}^{N_0} | \|(p_i, q_i)\| - S |$ 。当模板样本与目标样本对应点之间的距离大于 $3V$ 时,即认为该对应是无效对应。

3 基于微分算子的特征提取

传统的网格曲面表示方法使用曲面上顶点的坐标信息向量作为曲面的表示形式,这种表示方法具有计算简便,意义直观等特点,能够直观地对样本的位置、结构等信息进行表示,是一种最基础的曲面表示方法。该方法的不足之处在于样本

的坐标信息对尺度、位移、姿态信息敏感,由这些因素带来的差异往往会超过不同表情之间的差别,从而极大地影响人脸表情识别的准确率。

在曲面造型技术领域中,基于微分算子的曲面变形方法是目前最流行的方法,使用微分算子对曲面进行变形操作,可以在保证曲面平滑变形的同时保留曲面的局部细节特征。这是因为基于微分算子的曲面表示方法是通过对曲面上顶点与其它点之间的关系来表示曲面的局部结构的,使用微分算子方法进行曲面编辑已经被证明是曲面造型领域最有效的编辑方法。

基于频率域方法计算出的特征通常都会对某些信息的变化产生一定的鲁棒性,如基于 LBP 方法得到的人脸特征对于光照具有一定的鲁棒性,因为该特征是根据相邻像素之间的像素差来计算的。然而 LBP 方法不适用于直接用于计算三维人脸样本的特征,标准 LBP 算子是基于图像上的规则网格结构而建立的。三维曲面网格的拓扑变化具有任意性,无法满足 LBP 算子计算的前提,虽然有些学者对算子进行了一定的修改,以便 LBP 算子能够在网格上进行,但是仍然需要对网格做出很多限制,如限定所有顶点具有相同个数的邻接点。使用微分算子对曲面进行编辑可以在保证变形效果的同时最大限度地保持曲面的局部特性,并且不需要对曲面做出任何限制。因此本文采用基于微分算子特征计算方法来计算三维人脸表情样本的特征。

3.1 拉普拉斯微分算子

拉普拉斯算子是最常用的一种曲面微分算子,该理论认为在表面上的局部范围内,任何一点都可以由其邻接点的线性组合近似表示。令 $G = (V, E)$ 表示一个三维曲面,其中 V 表示顶点的几何, E 表示边的集合, v_i 表示表面上的第 i 个顶点,该点坐标的估计值可以由其邻接点的线性组合来表示:

$$v_i \approx \sum_{j \in \text{supp}(i), i \neq j} a_{ij} v_j \quad (2)$$

其中, $\text{supp}(i)$ 表示顶点 i 的邻接点集, a_{ij} 表示邻接点 j 的权值,权值通常采用顶点之间距离的倒数。顶点 i 的坐标值与估计值之间的差被称为顶点的微分坐标。

具体到三维人脸的微分坐标计算时,令 $F = (V, E)$ 表示一个三维,其中 V 表示样本表面上的顶点集, E 样本曲面上边的集合, $N_i = \{j | (i, j) \in E\}$ 表示顶点 i 的邻接点集合, N_i 中包含的顶点数被称为顶点的度,记为 d_i 。顶点 i 的微分坐标可以表示为:

$$L(i) = v_i - \frac{1}{a_{i,j}} \sum_{j \in N_i} v_j \quad (3)$$

$a_{i,j}$ 的计算公式为:

$$a_{ij} = \frac{1}{w_1 d_{ij} + w_2 |\vec{n}_i - \vec{n}_j|} \quad (4)$$

其中, d_{ij} 表示顶点 i 和顶点 j 之间的距离, $|\vec{n}_i - \vec{n}_j|$ 表示顶点之间的法向差, w_1 和 w_2 为前两者的加权值。采用这样的定义方式可以体现出曲面网格疏密的变化和法向的变化。例如当人们微笑时,嘴角点会有大幅度的弯曲和拉伸,此时嘴角点的法向和附近点结构会发生较大的变化,因此将顶点之间的距离差和法向差加入权值的计算中是非常有意义的。

在确定了顶点的微分坐标计算之后,三维人脸样本的特征向量则可以用顶点的微分信息来表示:

$$f = (L_1, L_2, \dots, L_n) \quad (5)$$

对于任意两个三维人脸样本的微分向量 f_α 和 f_β , 它们之间距离的度量方式采用 χ^2 概率统计公式计算:

$$\chi^2(f_\alpha, f_\beta) = \sum_i \frac{(f_{\alpha i} - f_{\beta i})^2}{f_{\alpha i} + f_{\beta i}} \quad (6)$$

χ^2 概率统计公式是目前判别效果最好的一种距离度量方式。样本之间的相似度可以根据它们之间距离的大小来计算, 距离越小表示二者的相似程度越高。

4 基于稀疏表示的三维表情人脸识别

表情识别与身份识别的不同之处在于分类目标不同, 人脸识别是一对一的无限多类分类问题, 而表情识别是多目标的两类分类问题。在身份识别研究中, 研究者需要解决的是如何判定一个样本所具备的身份信息。该问题的基本解决思路是将测试样本的特征向量与库中样本的特征向量进行比较, 根据测试样本与库中样本之间的最近邻距离得到测试样本的身份信息。而在表情识别研究中, 则不需要样本身份信息。并且具有相同表情、不同身份信息的样本往往具有很大的表现差别, 因而建立某类表情的模板样本是一件困难的工作。

子空间的理论认为人脸是分布在高维空间内的一个线性子空间, 空间中的任何一个特定人脸样本都可以由空间的基向量线性表示。子空间中的基向量既可以由训练样本集中的典型样本表示, 也可以用空间的特征向量来表示。假定人脸空间中的基向量是 $\{f_1, \dots, f_N\}$, 任意特定的三维人脸样本 f 都可由该空间中的基向量线性表出:

$$f = \sum_{i=1}^N \alpha_i f_i \quad (7)$$

其中, α_i 是人脸空间特征向量的组合系数, 且满足约束 $\sum_{i=1}^N \alpha_i = 1$ 。根据上述分析可以发现, 在三维人脸表情识别研究中, 可以首先根据每类表情的训练样本集来构建该表情的表情子空间。在识别阶段使用每类表情子空间的基向量对测试样本来重构, 表情识别的结果可以根据被测样本与各类空间重建样本之间误差最近邻距离来判定。

基于稀疏表示的人脸识别方法是由 John Wright 等人^[14] 结合压缩感知原理提出的识别 (Sparse Representation-based Classification, SRC) 算法。该理论将识别过程看作是寻找一个可以对测试样本进行最佳线性表示的稀疏样本集, 也就是说用最少的训练样本对测试样本进行线性组合表示。如果测试样本属于训练数据库中的某一类, 那么对这个样本的线性组合表示中就只包含某一类训练样本。显然, 这样的线性表出系数向量是稀疏的, 即系数中只有少数非零值。这种特征选择策略不需要任何空间变换方法或者复杂的分类器设计, 只需要将测试对象映射到训练样本点空间组成的冗余原子库空间中, 查看得到的稀疏化表示的能量集中在哪类样本组成的冗余原子库中, 由此推断测试样本所属的类别。

在表情识别当中, 可以使用所有表情的三维人脸样本构建一个冗余字典, 然后寻找字典中可以对测试样本进行最佳线性表示的样本子集, 如果这些样本的表情信息都属于某个样本子空间, 那么就可以判定测试样本具有的表情信息。

假设 $F_i = \{f_{i,1}, f_{i,2}, \dots, f_{i,n_i}\} \in R^{m \times n_i}$ 为具有第 i 类表情的训练样本集, 对于任意一个属于该类表情的测试样本 $f \in R^m$, 可以用这类训练样本的线性组合来近似表示:

$$f = a_{i,1} f_{i,1} + a_{i,2} f_{i,2} + \dots + a_{i,n_i} f_{i,n_i} \quad (8)$$

其中, $a_{i,j} \in R$ 是组合系数, $f_{i,j} \in R^m$ 表示为第 i 类表情的第 j 个训练样本, m 表示样本的维数, n_i 表示第 i 类人的训练样本数。

目前的表情识别研究通常将人类的表情分为 6 大类, 即 6 种基本表情 (生气、厌恶、恐惧、高兴、悲伤和惊奇)。假定表情识别目标包括由 c 类表情的 n 个训练样本组成的训练集 F 表示为:

$$F = [F_1, F_2, \dots, F_c] \quad (9)$$

其中, n 表示训练样本数, 且 $n = n_1 + n_2 + \dots + n_c$ 。那么 f 的线性表示可以重写为所有训练样本的线性组合:

$$f = Ax_0 \in R^m \quad (10)$$

其中, $x_0 = [0, \dots, 0, a_{i,1}, \dots, a_{i,n_i}, 0, \dots, 0]^T \in R^n$ 是一个系数向量, 向量中除了与第 i 类表情有关的那些系数之外, 其他的元素都为 0。在理想情况下, 向量 x 中的非零系数均来自于同类样本, 包含了大量有利于分类的信息, 能准确地识别测试样本。

对一般的人脸数据而言, 数据维度远大于数据个数, 即 $m \gg n$, 线性方程是超定方程, 解不是唯一的。一般而言, 我们可以通过最小化 l^2 范数来求解:

$$(l^2): \hat{x}_2 = \arg \min \|x\|_2 \text{ subject to } Ax = y \quad (11)$$

上式解的特点是解向量 \hat{x}_2 非常稠密, 对于样本 f 没有区分性。如果测试样本 y 可以用同一类样本来充分表示, 那么这个表示系数就是稀疏的。例如如果训练集包括 20 个人, 那么只需要 5% 的非零值来表示该测试样本。因此一个有效提高模型泛化能力的方法就是求得解向量的稀疏解, 即令解向量的非零个数最小化。这等于求解 l^0 范数的最小化问题:

$$(l^0): \hat{x}_0 = \arg \min \|x\|_0 \text{ subject to } Ax = y \quad (12)$$

然而求解以上问题是一个 NP 难问题。但根据稀疏表示理论, 若是 y 能够被 A 中的样本足够稀疏表示, 则上面的最小化 l^0 范数问题严格等同于优化 l^1 范数解:

$$(l^1): \hat{x}_1 = \arg \min \|x\|_1 \text{ subject to } Ax = y \quad (13)$$

实际数据中经常会包含噪音, 以致测试数据经常不能由训练数据精确表示。当考虑噪音情况下, 该模型可以表示为:

$$(l^1): \hat{x}_1 = \arg \min \|x\|_1 \text{ subject to } \|Ax - y\|_2 \leq \epsilon \quad (14)$$

这个问题可以在多项式时间内用标准的线性规划方法求得准确解。在理想情况下, \hat{x}_1 的全部非零元素对应训练样本 A 中与 y 同属一个类别 i 的样本。然而实际当中总是不能排除噪音或者模型误差引起的一些扰动, 即稀疏向量 \hat{x}_1 会有一些“毛刺”。因此 John Wright 等使用原样本与每个类别的重建样本之间的误差来进行分类。数学描述如下:

对于 $x \in R^n$, $\delta_i: R^n \rightarrow R^n$ 表示一个映射, 使得 $\delta_i(x) \in R^n$ 第 i 类元素的值与 x 一样, 其他皆为零。这样仅用与第 i 类关联的稀疏向量 $\hat{y}_i = A\delta_i(\hat{x}_1)$ 来表示测试样本。比较原样本与每个类别的重建样本之间的误差来进行分类:

$$\min_i r_i(y) = \|y - A\delta_i(\hat{x}_1)\|_2 \quad (15)$$

根据上述定义, 与测试样本的残差最小的训练集中的某个样本则被认定为测试样本的最佳匹配, 并将测试样本识别为训练集中该样本的类别。在本字典中, 样本的类别信息

采用的是样本的表情信息。测试样本的识别结果将根据原样本与每个类表情的重建样本之间的误差进行判别。

5 实验分析

为了验证本文提出表情识别算法的有效性,在 BU3D-FE 三维人脸表情数据库上进行了人脸表情识别实验。该数据库由 Binghamton University 提供,总共包括 100 个对象的表情样本,其中 44 名男性为对象,56 名对象为女性。采集范围涵盖了白人、黑人、亚洲人、印度人等。每个对象包含 1 个中性三维样本和 6 种三维表情序列,每个表情序列是通过目标的表情变化全过程进行间隔采样来获取的,1 个表情序列进行 109 次采样,每次采样会获取到 1 个三维人脸样本和 1 张人脸图像。表情种类有:高兴、厌恶、恐惧、生气、惊讶、悲伤。BU3D-FE 表情数据如图 1 所示。

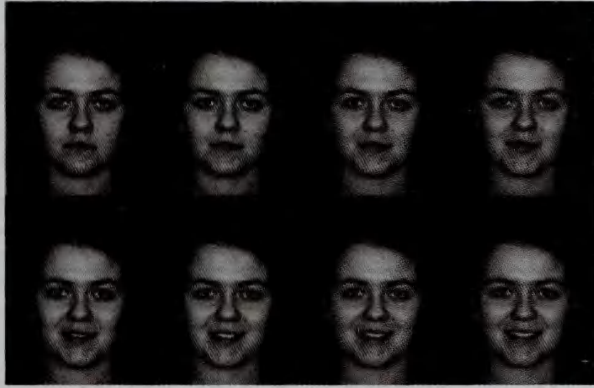


图 1 BU3D-FE 表情数据

5.1 多类表情识别实验

实验前从每个对象的每个表情序列中选取 4 个三维表情样本作为该类表情的代表样本,每次实验使用 3 个样本作为训练样本,另 1 个样本作为测试样本。实验前对样本进行配准处理,配准方法采用第 2 节所述的方法,配准后样本具有相同的点数、面数,并且各个样本之间具有基于特征点的稠密对应关系。训练样本集包含 $100 \times 6 \times 3$ 个样本,测试样本包含 100 个。测试时,每个实验重复进行 5 次,5 次实验的平均识别率作为最终实验结果。除此之外,还使用 PCA 方法进行表情识别实验。首先使用每类表情的训练样本构建各自的表情子空间,然后将输入样本在各个表情子空间中进行重构,最后根据重构样本与输入样本之间残差的最小值计算出样本具备的表情类型,实验结果如表 1 所列。

表 1 多类表情表示识别结果

算法	坐标特征	微分特征
PCA	77.3%	93.8%
SPC	79.1%	98.9%

5.2 单类表情检测实验

为了进一步验证算子的有效性,分别进行了基于单类表情的检测实验,即判别测试样本是否具备指定类别表情。这样可以分析和检验拉普拉斯微分算子在不同表情下的特征表示能力。识别方法不再采用基于稀疏表示的识别方法,而是采用 PCA 的识别方法。这是因为在进行单类表情检测时,样本的类别信息对检测器不再产生影响。基于 PCA 的表情检测方法同样需要使用训练本来构建该类表情的表情子空

间,然后在该空间中对测试样本进行重构,根据重构样本与测试样本之间的残差来判别测试样本的表情。在实验时还计算了样本的 3DLBP 的特征和坐标特征。每类表情使用不同的特征的检测率如表 2 所列。

表 2 单类表情检测结果

区域	微笑	生气	惊讶	恐惧	厌恶	高兴
坐标	67.5%	69%	71%	70%	69%	89%
LBP	81.3%	82%	79%	77%	78%	91%
微分算子	92%	88%	85%	88%	89%	97.2%

从表 1 的实验结果可以看出使用拉普拉斯微分算子得到的样本特征在不同识别框架下都能得到较好的识别效果。由此可见使用微分算子特征能够有效地提取三维人脸的样本特征。从表 2 的实验结果可以看出,使用微分算子得到的特征在各个表情类型下都能得到较高的检测率。而基于传统的坐标信息得到的特征向量在所有类别的检测中都取得了较差的结果,这主要是由于不同对象之间的样本尺度差别过大,尺度之间的差别大都大于表情差别在特征向量上的表现,因此没有取得很好的效果。LBP 特征的检测效率比坐标向量高,却比微分算子特征低。因为 LBP 算子算法兼顾了人脸的细节信息和结构信息,考虑了每个像素点与周围像素点之间的关系,但是该算子的前提是假定样本点之间的关系具有类似图像上像素点之间的规则邻接关系。三维人脸样本上的点之间的距离是不规则的,每个点的度也是不一样的。而目前用于曲面上的 LBP 算子大多是通过限定曲面上顶点邻接点数量来完成特征的计算,这显然是不符合三维样本的特征,并且如果这样做,就必须将删除点之间的一些邻接关系,从而使得样本包含的特征信息被进一步损失。微分算子不但考虑了样本上点之间的距离和位置的关系,还兼顾了每个点与相邻点之间的邻接关系,因而识别率有了较大的改善。从 LBP 和微分算子特征的实验结果可以发现,基于点的微分信息可以极大地改善三维人脸表情的识别结果。并且更多考虑三维样本结构特征的微分算子能够得到更好的实验结果。因此下一步有关三维人脸表情识别研究应该在微分算子的设计上继续努力。

结束语 本文提出了基于拉普拉斯微分算子的三维人脸表情特征计算方法和基于稀疏表示的三维人脸表情识别方法,并且给出了三维人脸样本的配准方法。使用微分算子对三维人脸表情进行研究和分析是一个重要的方向,如果能设计出更能反映三维表情特征的算子将会更进一步提升识别的结果。

参考文献

- [1] Darwin C. The Expression of the Emotions in Man and Animals [M]. London: John Murray, 1872: 88-144
- [2] Wang J, Yin L, Wei X, et al. 3D Facial Expression Recognition Based on Primitive Surface Feature Distribution [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'06). 2006: 1399-1406
- [3] Soyel H, Demirel H. Facial Expression Recognition Using 3D Facial Feature Distances [C] // International Conference on Image Analysis and Recognition (ICIAR'07). 2007: 831-838
- [4] Tang H, Huang T S. 3D facial expression recognition based on

automatically selected features[C]//Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2008;1-8

- [5] Berretti S, Del Bimbo A D, Amor B B, et al. A Set of Selected SIFT Features for 3D Facial Expression Recognition[C]//2010 International Conference on Pattern Recognition(ICPR'2010), 2010;4125-4129
- [6] Maalej A, Ben Amor B, Daoudi M, et al. Local 3D Shape Analysis for Facial Expression Recognition[C]//2010 International Conference on Pattern Recognition(ICPR'2010), 2010;4129-4133
- [7] Lipman Y, Tel-Aviv U, Israel, et al. Differential Coordinates for Interactive Mesh Editing[C]//Proceedings of Shape Modeling International, IEEE Society Press, 2004;179-188
- [8] Beslp J, Mckay N D. A method for registration of 3-D shapes[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(2);239-256
- [9] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient variant of the ICP algorithm

[C]//Proceedings of the Third International Conference on 3-D Digital Imaging and Modeling, 2001;145-152

- [10] Salvi J, Matabosch C, Fofi D, et al. A review of recent range image registration methods with accuracy evaluation[J]. Image and Vision Computing, 2007, 25(5);578-596
- [11] Rusinkiewicz S, Levoy M. Efficient Variants of the ICP Algorithm[C]//Proceedings of the International Conference on 3D Digital Imaging and Modeling, 2001;145-152
- [12] Chen Y, Medioni G. Object modeling by registration of multiple range images[J]. Image and Vision Computing, 1992, 10(3);145-155
- [13] Duchon J. Splines minimizing rotation invariant seminorms in sobolev spaces[J]. Constructive theory of functions of several variables, 1976;85-91
- [14] Wright J, Yang A, Ganesh A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2);210-227

(上接第 109 页)

为了进一步验证本算法的环境适应能力,采用了不同相条件下获取的参考图和实时图。图 6 所示为实验图像和配准结果,其中图(a)为参考图,图(b)为实时图,图(c)为匹配结果。利用求得的 RST 变换参数对实时图进行坐标变换,其配准精度达到 1 个像素以内。



(a)参考图

(b)实时图

(c)匹配结果

图 6 实验图像 2 及匹配结果

结束语 本文提出了一种基于直线在 Hough 空间进行匹配求解配准参数的图像配准算法。由于直线特征良好的不变性和定向性,该算法可有效解决不同传感器、不同视角和不同时相条件的图像配准问题。同时基于 Hough 变换思想逐

步求解图像变换参数,大大降低了参数搜索的复杂度,能达到较高的图像配准精度。

参考文献

- [1] Brown L G. A Survey of Image Registration Techniques[J]. ACM Computing Surveys, 1992, 24;226-376
- [2] Zitova B, Flusser J. Image Registration Methods: A Survey[J]. Image and Vision Computing, 2003, 21;977-1000
- [3] Lee H J, et al. Region Matching and Depth Finding for 3D Objects in Stereo Aerial Photographs[J]. Pattern Recognition, 1990, 23(2);81-93
- [4] Boardman D, Dowman I J, Chamberlain A, et al. An automated image registration system for SPOT data[J]. International Archives of Photogrammetry and Remote Sensing, 1996, 31(4);128-133
- [5] Habib A, Al-Ruzouq R. Line-based modified iterated Hough transform for automatic registration of multi-source imagery[J]. Journal of Photogrammetric Record, 2004, 19(105);5-21
- [6] Gong Dan-chao, Tang Xiao-tao, Li Shi-zhong, et al. Image Registration of high resolution remote sensing based on straight line feature[C]//The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Beijing, 2008;1819-1823
- [7] Fu Zhong-liang, Sun Zhi-qun. An Algorithm of straight line features matching on Aerial imagery[C]//The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, Beijing, 2008;97-102
- [8] 席学强,王润生. 基于直线特征的图像-模型匹配算法[J]. 国防科学技术大学学报, 2000, 22(6);70-74
- [9] Istenic R, Heric D, Ribaric S, et al. Thermal and Visual Image Registration in Hough Parameter Space[C]//14th International Workshop On Systems, Signals and Image Processing, Maribor, 2007;106-109
- [10] Zhao Shu-bin. Hough-Domain Image Registration by Metaheuristics[C]//International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision, Singapore, 2006;5-8