

# 基于非刚体运动光流算法的面部表情识别<sup>\*</sup>

杨国亮<sup>1,2</sup> 王志良<sup>2</sup> 王国江<sup>2</sup> 陈锋军<sup>2</sup>

(江西理工大学机电工程学院 赣州 341000)<sup>1</sup> (北京科技大学信息工程学院 北京 100083)<sup>2</sup>

**摘要** 本文讨论了基于光流法的面部表情识别。由于面部表情运动是一非刚体运动,容易产生形变,因此标准光流法估计不准确。为此,本文通过引入 div-curl 样条函数作为扩展光流约束方程的附加约束条件,推导了非刚体光流算法,并给出了一阶和二阶 div-curl 样条约束下光流的数值解。最后将该算法用于面部表情特征提取,构建了 HMM 与 BP 神经网络混合分类器。实验结果表明面部表情识别率得到显著提高。

**关键词** 光流 div-curl 样条,非刚体运动,面部表情识别

## Facial Expression Recognition Based on Optical Flow Techniques for Non-rigid Motion Analysis

YANG Guo-Liang<sup>1,2</sup> WANG Zhi-Liang<sup>2</sup> WANG Guo-Jiang<sup>2</sup> CHEN Feng-Jun<sup>2</sup>

(School of Mechanical & Electrical Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000)<sup>1</sup>

(School of Information Engineering, Beijing University of Science & Technology, Beijing 100083)<sup>2</sup>

**Abstract** In this paper we address the problem of estimating the non-rigid motion in facial expression sequences. Due to the great deal of temporal distortions that luminance patterns exhibit in facial expression images, standard optical flow algorithms are not well adapted in this context. To cope with the problem, a novel approach for estimating facial expression motion based on first-order and second-order div-curl splines constraint is presented. The numerical resolutions of this method are induced. Facial expression feature vector flows are extracted by improved optical flow algorithm and a hybrid classifier based on HMM and BP neural network is designed. The experiment results show that the performance of this approach is better than normal method.

**Keywords** Optical flow, Div-curl spline, Non-rigid motion, Facial expression recognition

## 1 引言

随着人机交互研究的深入和巨大的应用前景,人脸面部表情识别已经成为当前模式识别领域的一个研究热点,在和谐人机交互、情感机器人方面有着广泛的应用。目前常用的面部表情识别方法主要有两类:基于静态图像的识别方法和基于动态视频图像的识别方法。后者能较好提取面部表情的运动与时间信息,因此识别率较高,但计算量比较大。

光流法<sup>[1]</sup>是运动图像分析的重要方法,在机器视觉与图像处理中有着广泛的应用。面部表情的运动信息可以通过光流估计的运动场来分析。由于 Horn-Schunck 光流法是基于灰度一致性假设前提下得到的稠密光流场,当光源不恒定或运动物体存在形变时,光流计算将不准确。人脸运动是典型的非刚体运动,采用传统光流法必然会导致光流场计算的不精确,从而影响面部表情的识别率。为此, Richard P. Wildes 等人<sup>[2,3]</sup>基于流体运动的连续方程提出了一种适合计算流体运动光流场的扩展光流算法,该算法对光源变化、运动物体的形变具有较好的鲁棒性。本文在扩展光流方程的基础上,通过引入散度-旋度样条(div-curl splines)作为附加约束条件,进一步深入讨论了非刚体运动光流场的计算方法,并将该算法用于面部表情识别。通过实验表明,该方法具有较好的性能。

## 2 基于散度-旋度样条的非刚体光流算法

### 2.1 扩展光流约束方程

由流体力学可知,所有流体的运动都遵循连续方程:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} + \nabla \cdot \rho^T V + \rho \operatorname{div} V = 0 \quad (1)$$

式中  $\rho$  为流体密度,  $V$  为流速,  $\operatorname{div} V = \frac{\partial u}{\partial x} + \frac{\partial v}{\partial y} + \frac{\partial w}{\partial z}$  为速度场  $V = (u, v, w)$  的散度。

如果用图像灰度  $I$  代替流体密度  $\rho$ , 可以得到扩展光流约束方程:

$$I_x u + I_y v + I_t + I u_x + I v_y = 0 \quad (2)$$

其中  $V = (u, v)$  为二维速度场。与基本光流约束方程比较, 扩展光流约束方程增加  $I \operatorname{div} V$  项。

### 2.2 div-curl 样条约束

方程(2)中含有两个未知数。为了求解速度场  $(u, v)$ , 必须引入附加约束条件。Horn-Schunck 光流法引入一阶正则化函数  $E_2 = \iint (\|\nabla u\|^2 + \|\nabla v\|^2) dx dy$ 。不难证明, 在求解光流场时, 该正则化函数等价于一阶 div-curl 样条函数  $E_2 = \iint (\|\operatorname{div} V\|^2 + \|\operatorname{curl} V\|^2) dx dy$ , 其中  $\operatorname{curl} V = v_x - u_y$ 。

为求解(3)式光流场, 本文引入一阶和二阶 div-curl 样条函数作为附加约束条件, 这样可以得到如下目标函数:

$$J_1 = \iint \{ (I_x u + I_y v + I_t + I u_x + I v_y)^2 + \alpha \|\operatorname{div} V\|^2 + \beta \|\operatorname{curl} V\|^2 \} dx dy \quad (3)$$

$$J_2 = \iint \{ (I_x u + I_y v + I_t + I u_x + I v_y)^2 + \alpha \|\nabla \operatorname{div} V\|^2 + \beta \|\nabla \operatorname{curl} V\|^2 \} dx dy \quad (4)$$

其中(3)式附加约束项为一阶 div-curl 样条函数, (4)式附加约束项为二阶 div-curl 样条函数。 $\alpha, \beta$  分别为散度与旋度约束项的平滑参数。

<sup>\*</sup> 国家自然科学基金项目(No. 60573059)、江西省教育厅科技计划项目(赣教技字[2005]145号)、北京科技大学重点基金项目资助。杨国亮 博士生, 主要研究方向: 面部表情识别、情感计算与人工心理; 王志良 博士, 教授, 博士生导师, 主要研究领域为人工心理、情感计算; 王国江 博士生, 主要研究领域为人工心理、情感计算; 陈锋军 博士生, 讲师, 主要研究领域为图像处理、面部表情识别。

### 2.3 基于 div-curl 样条光流算法的数值解法

通过优化目标函数(3)或(4)式,并使之达到最小值,可以计算光流场。下面采用变分法分别求解式(3)、(4)。

#### 2.3.1 一阶 div-curl 样条约束下的光流数值解

利用变分法将式(3)转化为一对偏微分方程并利用有限差分法离散,可得

$$(2\alpha + 2\beta)u_{i,j} + 2I^2 u_{i,j} - II_{xx} u_{i,j} - II_{xy} x_{i,j} = 2\alpha \overline{u_{i,j}^x} + 2\beta \overline{u_{i,j}^y} + 2I^2 \overline{u_{i,j}^x} + (\alpha - \beta)\Delta_{xy} v_{i,j} + I(I_{xx} + 2I_x \Delta_x u_{i,j} + I_y \Delta_x v_{i,j} + I_x \Delta_x y_{i,j} + I_{\Delta_{xy}} v_{i,j}) \quad (5a)$$

$$(2\alpha + 2\beta)v_{i,j} + 2I^2 v_{i,j} - II_{yy} v_{i,j} - II_{xy} u_{i,j} = 2\alpha \overline{v_{i,j}^x} + 2\beta \overline{v_{i,j}^y} + 2I^2 \overline{v_{i,j}^x} + (\alpha - \beta)\Delta_{xy} u_{i,j} + I(I_{yy} + 2I_y \Delta_y v_{i,j} + I_x \Delta_y u_{i,j} + I_x \Delta_y u_{i,j} + I_{\Delta_{xy}} u_{i,j}) \quad (5b)$$

其中:  $u$  在  $x, y$  方向的梯度  $\Delta_x u_{i,j}, \Delta_y u_{i,j}$  算子分别为  $[-0.5, 0, 0.5], [-0.5, 0, 0.5]^T$ , 其  $x, y$  方向二阶梯度算子分别为  $[1, -2, 1], [1, -2, 1]^T$ ,  $x, y$  方向灰度平均值  $\overline{u_{i,j}^x}, \overline{u_{i,j}^y}$  算子分别为  $[0.5, 0, 0.5], [0.5, 0, 0.5]^T$ 。  $v$  各阶偏导及灰度平均值对应差分类似。

把式(5)写成如下紧凑形式:

$$AV = \overline{V}K + B \quad (6)$$

其中:  $V$  为单位矩阵,  $V = [u_{i,j}, v_{i,j}]^T$ ,

$$A = I \begin{bmatrix} 2I - I_{xx} & -I_{xy} \\ -I_{xy} & 2I - I_{yy} \end{bmatrix} + (2\alpha + 2\beta)E, \overline{V} =$$

$$\begin{bmatrix} \overline{u_{i,j}^x} & \overline{u_{i,j}^y} \\ \overline{v_{i,j}^x} & \overline{v_{i,j}^y} \end{bmatrix}, K = \begin{bmatrix} 2\alpha + 2I^2 \\ 2\beta \end{bmatrix},$$

$B =$

$$\begin{bmatrix} (\alpha - \beta)\Delta_{xy} v_{ij} + I(I_{xx} + 2I_x \Delta_x u_{i,j} + I_y \Delta_x v_{i,j} + I_x \Delta_x v_{i,j} + I_{\Delta_{xy}} v_{i,j}) \\ (\alpha - \beta)\Delta_{xy} u_{ij} + I(I_{yy} + 2I_y \Delta_y v_{i,j} + I_x \Delta_y u_{i,j} + I_x \Delta_y u_{i,j} + I_{\Delta_{xy}} u_{i,j}) \end{bmatrix}$$

采迭代法把(6)式写成如下迭代形式:

$$V^{n+1} = A^{-1}[\overline{V}^n K + B(V^n)] \quad (7)$$

式(7)为基于二阶 div-curl 样条约束下的非刚体运动光流迭代公式。

#### 2.3.2 二阶 div-curl 样条约束下的光流数值解

同样,利用变分法和有限差分法将式(4)转化为一对差分方程:

$$(10\alpha + 10\beta - II_{xx} + 2I^2)u_{i,j} - II_{xy} v_{i,j} = -4(\alpha + \beta)\overline{u_{i,j}^x} - \alpha \overline{u_{i,j}^x} - \beta \overline{u_{i,j}^y} + 4(\alpha + \beta)(\overline{u_{i,j}^x} + \overline{u_{i,j}^y}) + 2I^2 \overline{u_{i,j}^x} + I(I_{xx} + 2I_x \Delta_x u_{i,j} + I_y \Delta_x v_{i,j} + I_x \Delta_x v_{i,j} + I_{\Delta_{xy}} v_{i,j}) \quad (8a)$$

$$(10\alpha + 10\beta - II_{yy} + 2I^2)v_{i,j} - II_{xy} u_{i,j} = -4(\alpha + \beta)\overline{v_{i,j}^x} - \alpha \overline{v_{i,j}^x} - \beta \overline{v_{i,j}^y} + 4(\alpha + \beta)(\overline{v_{i,j}^x} + \overline{v_{i,j}^y}) + 2I^2 \overline{v_{i,j}^x} + I(I_{yy} + 2I_y \Delta_y v_{i,j} + I_x \Delta_y u_{i,j} + I_x \Delta_y u_{i,j} + I_{\Delta_{xy}} u_{i,j}) \quad (8b)$$

其中:  $u, v$  的四阶导数分别是建立在其一、二阶导数上求取, 变量  $\overline{u_{i,j}^x}, \overline{u_{i,j}^y}, \overline{u_{i,j}}$  的算子分别为图 1 所示( $v$  的各阶偏导对应差分类似)。

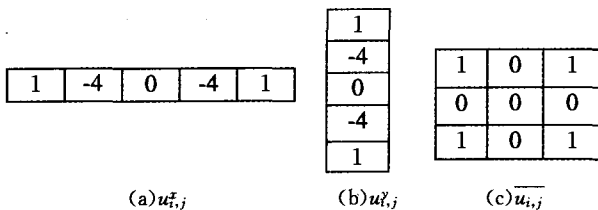


图 1  $\overline{u_{i,j}^x}, \overline{u_{i,j}^y}, \overline{u_{i,j}}$  的算子模板

同样,可以把(8)式写成如下紧凑形式:

$$A'V = V^* K_1 + \overline{V}^* K_2 + B' \quad (9)$$

式中系数矩阵  $A', V^*, \overline{V}^*, K_1, K_2, B'$  可以根据(8)式求出。

把式(9)写成如下迭代形式:

$$V^{n+1} = A'^{-1}[V^* K_1 + \overline{V}^* K_2 + B'(V^n)] \quad (10)$$

式(10)即为基于二阶 div-curl 样条约束下的非刚体运动光流迭代公式。

## 3 非刚体运动光流算法在面部表情识别中的应用

### 3.1 面部表情特征提取

本文采用上述光流算法计算面部表情图像序列的光流场。同时,采用主成分分析法(PCA)对光流场进行压缩,得到面部表情图像特征流。

#### 3.1.1 $\alpha, \beta$ 自适应选取

考虑到  $\alpha, \beta$  控制目标函数附加约束中的一阶或二阶散度、旋度项,  $\alpha$  或  $\beta$  越大,则对应的散度或旋度样条约束对光流估计的贡献越大,反之亦然。所以,  $\alpha, \beta$  的选择必须充分考虑到运动物体的运动特性。为此,本文对  $\alpha, \beta$  进行自适应选取。

对一阶 div-curl 约束下的光流算法,选择

$$\alpha = \frac{|\text{div}V|}{|\text{div}V| + |\text{curl}V|}, \beta = \frac{|\text{curl}V|}{|\text{div}V| + |\text{curl}V|} \quad (11)$$

对二阶 div-curl 约束下的光流算法,选择

$$\alpha = \frac{|\nabla \text{div}V|}{|\nabla \text{div}V| + |\nabla \text{curl}V|}, \beta = \frac{|\nabla \text{curl}V|}{|\nabla \text{div}V| + |\nabla \text{curl}V|} \quad (12)$$

#### 3.1.2 光流数值解的进一步限制

方程(7)、(10)解的稳定性取决于矩阵  $A$ 。如果  $A$  的条件数很大,则方程(7)、(10)为病态方程,其解不稳定,计算出的光流场不可靠。为此,本文做如下处理:

(1)如果  $\text{cond}(A) < \tau$  ( $\tau$  为阈值),则按照(7)或(10)式计算光流;

(2)如果  $\text{cond}(A) \geq \tau$ ,则  $V^{n+1} = V^n$ 。

#### 3.1.3 基于光流法的特征提取

至此,可以总结光流法提取面部表情特征流的算法如下:

- (1)图像预处理,如去噪、图像归一化;
- (2)计算图像中各点的一阶、二阶梯度;
- (3)设定初始光流场  $(u, v) = (0, 0)$  和初始  $\alpha, \beta, \tau$  值;
- (4)判断迭代是否到达预定步数,若到达,则转(6),否则判断  $\text{cond}(A) < \tau$  是否成立,若成立,则按照式(7)或(10)计算光流  $V^{n+1}$ ,若  $\text{cond}(A) \geq \tau$  则转(5);
- (5)按照(11)或(12)式重新计算  $\alpha, \beta$ ,并转(4);
- (6)采用 PCA 法对光流场降维,得到面部表情特征流。

### 3.2 HMM-BP 混合分类器设计

HMM 尽管具有很强的时间信息处理能力,但是也有自身缺点:由于训练算法的限制,使得它对模式的识别能力较差;其次, HMM 的拓扑结构和观测向量概率密度函数形式的先验选择往往和实际有出入;认为状态序列由一个一阶 Markov 链产生也不一定妥当等等。与 HMM 相比, BP 神经网络却具有很强的模式分类能力,且对输入的统计特性不必作出先验假设。

为了充分利用 HMM 和 BP 神经网络的优点,本文构建了基于 HMM 和 BP 网络的混合分类器,把 BP 网络作为二次分类器。首先利用面部表情特征流训练 HMM,然后把各个 HMM 输出概率组合成一个新的向量,并把它作为 BP 网络的输入信号,训练 BP 网络分类器。

## 4 实验结果

### 4.1 光流场计算测试

为了验证上述算法的有效性,本文采用了一组合成图像序列和 CMU 人脸表情库序列进行实验。合成图像序列相邻帧间的真实光流已知,通过采用本文算法对其估计光流,然后

与真实光流比较,作出定量评估。参照 Barron 等人<sup>[1]</sup>的做法,采用了标准差为 1.5 像素/帧的时空高斯滤波器平滑图像序列,这有助于削弱时间噪声和输入中的量化效应。分别采用一阶、二阶 div-curl 样条约束下非刚体光流法计算 Translating Trees 图像序列的第 7、8 帧对应光流。该图像序列以 1.

73~2.26 的流速向右运动,运动方向平行于水平轴。图 2 (a)、(b)分别是利用本文一阶和二阶 div-curl 样条约束光流法计算的第 7、8 帧之间的光流场,可以看出光流方向基本跟真实光流一致,大小稍有差别。表 1 给出了本文和其他方法计算的光流平均角误差和标准角偏差的对照。

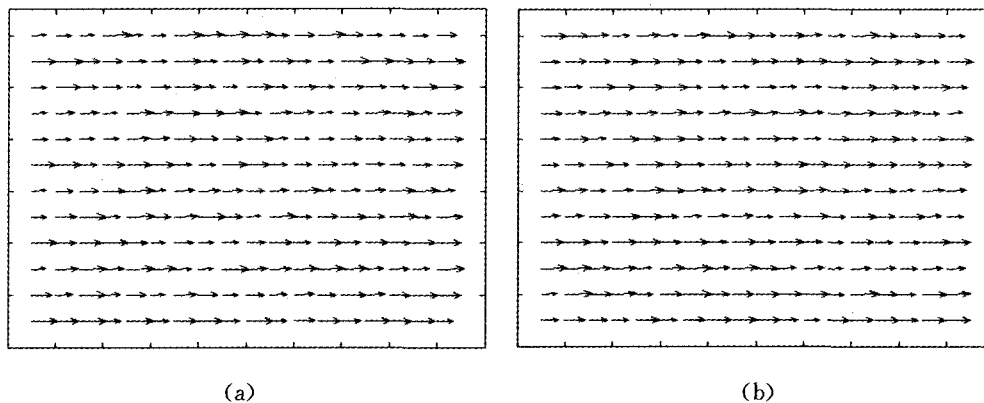


图 2 本文方法计算的 Translating Trees 序列光流场次开发

表 1 对 Translating Trees 序列,本文算法与其它算法比较

算 法	流速平均角误差	流速标准角偏差	密 度
Horn and Schunck (original) <sup>[1]</sup>	38.72°	27.67°	100%
Horn and Schunck (modified) <sup>[1]</sup>	2.02°	2.27°	100%
本文方法 (一阶 div-curl 约束)	1.68°	1.90°	100%
本文方法 (二阶 div-curl 约束)	1.54°	1.76°	100%

然后本文利用从卡耐基梅隆大学的人脸表情库(CMU)中抽取的惊奇表情序列进行光流计算。惊奇表情主要表现在嘴巴张开、眼睛睁大、眉毛上升等。图 3(a)为惊奇表情中的第 6 帧图像,图 3(b)、(c)分别为分别采用一阶、二阶 div-curl 样条约束下非刚体光流法计算的光流场,图 3(d)则为 Horn and Schunck 光流法计算的光流场。从计算结果可以看出,本文方法比较有效地计算出惊奇表情的运动特征(眼睛和嘴巴运动),特别是基于二阶 div-curl 约束下的光流法,计算的结果干扰信息比较少(图 3c),而 Horn and Schunck 光流法计算结果不理想,干扰信息过多(图 3d)。

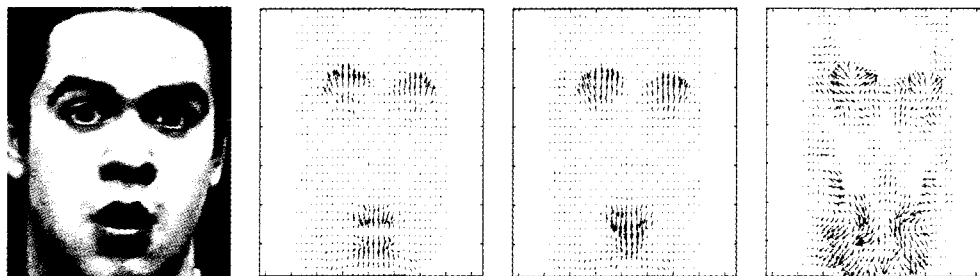


图 3 惊奇表情序列及其光流场

#### 4.2 面部表情识别实验结果

随机从 CMU 库中选取 14 个人的面部表情图像序列,将 10 个人的面部表情作为训练样本,其余 4 个人的面部表情作为测试样本。用一阶、二阶 div-curl 样条约束下非刚体光流法计算方法分别计算各个表情序列的光流场。对光流场采用 PCA 降维,得到面部表情特征流。分别对水平方向  $u$  和垂直方向  $v$  的运动图像进行归一和标准化。采用 PCA 法分别求取  $u$  方向和  $v$  方向的基底,表情图像的特征向量由有  $u$  和  $v$  分量的投影系数串连得到。对于含有某种表情变化的图像序列,先依次求出各帧图像中的速度场在各自  $u, v$  基底上的投影,并把  $u, v$  串连起来,构成面部表情特征向量,整个序列就是面部表情特征流,用来作为 HMM 输入信号。针对每种表情分别构建了不同的 HMM,各个 HMM 均选择左右结构,其状态数为 4,各个状态的高斯混合元个数为  $M=3$ ,训练 HMM。把 HMM 输出作为 BP 神经网络分类器的输入信号,再训练 BP 网络分类器。其中 BP 网络输入、输出节点均为 6 个,其隐节点数通过实验调整。测试结果如图 4 所示。

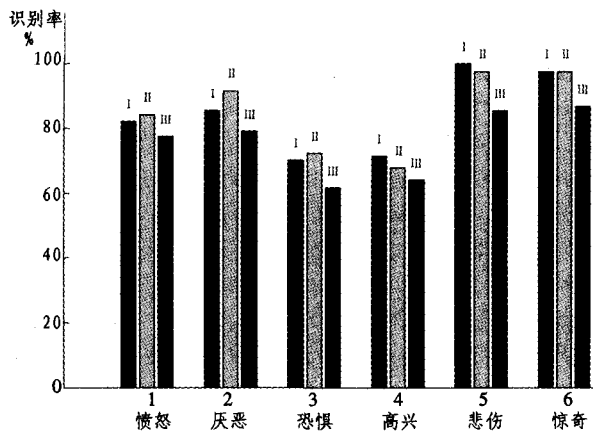


图 4 基于一阶、二阶非刚体光流算法的面部表情识别结果

(下转第 229 页)

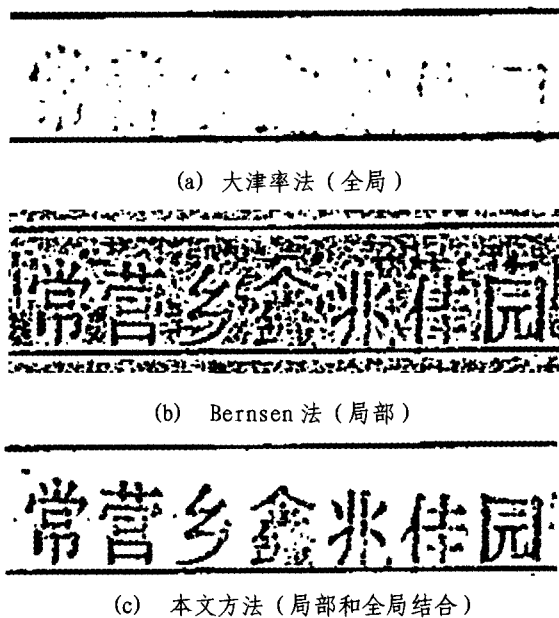


图 3

图 3 为三种方法二值化效果的比较。其中 a) 采用大津率法, b) 采用 Bernsen 算法, c) 是本文描述的方法。从 a) 可以看出, 由于区域中字符的灰度接近背景灰度, 因而全局阈值  $T_2$  将这些本属于目标点的像素误判为背景像素, 导致字符无法识别。在本例中,  $T_2 = 95$ , 被误判的像素灰度大多数在  $[101, 104]$  区间内。从 b) 可以看出, 使用基于邻域的 Bernsen 算法进行二值化, 得到的字符笔划基本清楚, 但伪影现象严

(上接第 215 页)

图 4 中, I、II、III、IV 分别为基于一阶、二阶一阶、二阶 div-curl 样条约束下非刚体光流法和 Horn and Schunck 光流法的面部表情识别结果。由图可以看出, 3 种方法对悲伤、惊奇两类识别率较高, 这主要是因为这两类表情有着较之于其它类别更明显的几何特征, 如惊奇表情的眼睛睁得比较大, 眼皮被抬高, 下眼皮下落, 其嘴巴也大幅张开。相比之下, 高兴和恐惧这两类识别率普遍较低, 只有 60% 左右, 主要是因为高兴和恐惧在表现时脸部器官有较多相似运动特征, 如两者的嘴巴部分都处于相似程度张开状态。在实验中发现, 影响高兴识别率的主要是恐惧, 而影响恐惧类表情识别率的有高兴、厌恶和愤怒 3 类表情。由图也可看出, 由于本文光流算法相对于 Horn and Schunck 光流法能更准确提取面部表情变化的运动信息, 计算的光流场干扰信息更少, 因此基于一阶、二阶一阶、二阶 div-curl 样条约束下的光流法对各类表情的识别效果均比 Horn and Schunck 光流法好。

表 2 不同方法面部表情识别结果比较

	一阶 div-curl 样条	二阶 div-curl 样条	Horn-Schunck 法	文[4]
识别率	84.5%	85.3%	75.4%	65%

表 2 给出了不同方法对所有表情类的识别结果。引入文 [4] 作为对比, 文 [4] 采用弹性图匹配法, 使用了 9 个人的表情图像训练分类器, 对陌生人脸表情的测试结果是 65% 左右。由于提取的只是表情图像的几何特征, 文 [4] 实质上是一种静态的表情识别方法。而本文方法是一种动态表情识别方法,

重, 这是由于下面两方面原因, 使得算法将部分背景区量化为目标。一是 Bernsen 算法以局部窗口内最大、最小值作为考察点的域值, 当考察点内无目标经过时, 个别噪声点就会引起域值的剧烈变化; 另外, 背景灰度的非均匀性也可能影响到局部域值。从 c) 可以看出, 采用全局和局部结合的方法能综合前面两种方法的优点, 克服两者的缺点, 使得二值化后的图像特征十分明显。

总结 图像二值化是档案图像分析 (DIA) 的第一步, 它为图像几何结构和逻辑结构的提取创造条件。一方面, 二值化后的图像必须能够忠实地再现原字符, 即笔划中不出现空白, 且笔划基本保持原来文字的特征。另一方面, 政府资源档案数量庞大、种类繁多, 在数码化过程中受到主观的和客观的因素限制, 使得灰度图像参差不齐, 这为政府资源档案图像二值化带来挑战。如何尽最大可能提取样本信息和先验知识, 如何做好图像的前处理和后处理, 是我们今后需要继续努力做的工作。

### 参考文献

- 1 Nagy G. Twenty years of document image analysis in PAMI [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(1): 38~62
- 2 Otsu N. A threshold selection method from gray-level histogram [J]. IEEE Trans on System Man and Cybernet, 1989(8): 62~66
- 3 Bernsen J. Dynamic thresholding of gray-level images [A]. In: Proc. of 8<sup>th</sup> International Conference Pattern Recognition. Paris, France. IEEE Computer Society Press, 1986. 1251~1255

因此识别效果有明显提高。同时, 由于测试图像序列为陌生人脸 (训练分类器时未出现), 测试对象与人脸对象无关, 由此可知本方法具有较好的鲁棒性。

结论 本文详细讨论了非刚体光流法, 通过引入 div-curl 样条函数作为扩展光流约束方程的附加约束条件, 给出了一阶和二阶 div-curl 样条约束下光流的数值解。同时, 为有效提高光流场计算的精度, 自适应选取了散度和旋度平滑参数, 并且通过计算光流求解方程中系数矩阵 A 的条件数, 进一步判断光流解的稳定性。最后将该算法用于面部表情特征提取。实验结果表明面部表情识别率较常规方法得到显著提高。

### 参考文献

- 1 Barron J L, Fleet D J. Performance of optical flow techniques [J]. Int. Journal on Computer Vision, 1994, 12 (1): 43~77
- 2 Wildes R P, Michael J, et al. Recovering estimates fluid flow from image sequence data [J]. Computer Vision and Image Understanding, 2000, 80: 246~266
- 3 Bérézat D, Herlin I, Younes L. A generalized optical flow constraint and its physical interpretation [C]. In: Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition, Hilton Head Island, USA, 2000. 487~492
- 4 Hong Hai, Neven H, von der Malsburg C. Online Facial Expression Recognition Based on Personalized Galleries. In: Proceedings of Third International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, April 1998