

文章编号:1000-582X(2010)07-097-05

# 人脸表情识别的 Gabor 变换最优通道模糊融合方法

印 勇<sup>1</sup>, 李荣岗<sup>1</sup>, 王建东<sup>2</sup>, 韩 亮<sup>1</sup>

(1. 重庆大学 通信工程学院, 重庆 400044; 2. 大连海洋大学 理学院, 辽宁 大连 116023)

**摘要:**根据 Gabor 小波的多方向、多尺度性质, 将其分成 13 个通道。利用各个通道对表情识别率贡献不同的特点, 提出了一种最优通道模糊积分融合的人脸表情识别算法。首先, 提出最优通道选取的三条原则, 根据这三条原则选取出 3 个最优通道; 然后, 提取表情图像经过最优通道的 Gabor 特征, 并进行降维处理; 最后, 将每个最优通道作为一个分类器, 用基于模糊积分的多分类器联合的方法对它们进行融合处理。在 JAFFE 库上进行测试取得了 94.41% 的识别率, 验证了该算法的有效性。

**关键词:**表情识别; 模糊积分; Gabor 小波变换; 最优通道

**中图分类号:**TP391

**文献标志码:**A

## A fuzzy fusion approach to gabor transform optimal channels for facial expression recognition

YIN Yong<sup>1</sup>, LI Rong-gang<sup>1</sup>, WANG Jian-dong<sup>2</sup>, HAN Liang<sup>1</sup>

(1. College of Communication Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, P. R. China;  
2. School of Science, Dalian Ocean University, Dalian 116023, P. R. China)

**Abstract:** According to its characteristics of multi-direction and multi-scale, Gabor wavelet is divided into 13 channels. Due to different contributions of different channels to the recognition rate, a fuzzy integral fusion approach for facial expression recognition is proposed based on optimal channels. Firstly, three optimal channels are selected according to three proposed principles. And then Gabor features of facial expressional images through those optimal channels are extracted with the dimensions reduction. Finally, each optimal channel is used as a classifier and three classifiers are fused based on multi-classifier combination with fuzzy integral. With the results on JAFFE database, it is found that the recognition rate of the proposed algorithm is 94.41%, which verifies the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key words:** expression recognition; fuzzy integral; Gabor wavelet transform; optimal channels

近年来,生物识别技术得到了人们的重视,人们也对此进行了大量卓有成效的研究。人脸表情识别作为其中一个重要分支,在智能人机交互、机器人技术、医疗、娱乐等方面都有重要的应用<sup>[1]</sup>,其研究也取得了长足的进展。一个完整的表情识别技术一般分为三个部分:人脸的检测及预处理;表情特征的提

取;表情的分类。目前,研究者已经提出了很多算法,主要集中在基于模板匹配和基于特征提取的表情识别等。但是,由于人脸表情的复杂性,这些算法都有自己的不足之处。

Gabor 于 1946 年提出了 Gabor 变换<sup>[2]</sup>,后来随着小波理论的迅猛发展,人们将 Gabor 变换和小波

收稿日期:2010-01-17

基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(2008BB2322);“211 工程”三期建设资助项目(S-09102)

作者简介:印勇(1963-),男,重庆大学教授,博士,主要从事图像处理与识别方向的研究。(E-mail)yongyin@cqu.edu.cn。

理论结合,于是就有了 Gabor 小波,Gabor 小波不仅具有小波的良好特性,研究者还发现 Gabor 小波变换系数有着良好的视觉特性,Gabor 函数与人眼的生物作用相仿,所以经常被用于纹理识别方面。文献[3]采用 Gabor 变换对图像进行特征提取,然后采用 PCA 方法进行降维,并利用单层神经网络进行表情识别。文献[4]采用 Gabor 变换对上半脸、下半脸及整个人脸分别提取表情特征,通过针对 7 种基本表情构建了 21 个 SVM,然后各个分类器的分类结果分别采用最近邻法、投票决策法及 MLR 法进行融合,通过对比试验证明采用 MLR 的融合方法最好,达到 91.5% 的识别率。文献[5]采用 Gabor 变换对人脸表情进行特征提取,然后结合二次降维的方法,进行人脸表情识别。上述都采用了 Gabor 变换对人脸表情进行特征提取,但都是对于变换后的 Gabor 系数都是作为整体进行处理,没有充分利用 Gabor 小波变换的多方向多尺度的优越性质。

笔者首先对预处理后的人脸进行 Gabor 变换,充分考虑 Gabor 变换的多尺度多方向的性质,划分了 13 个通道,提出了选取最优通道的原则,结合 2DPCA 和非均匀采样二次降维处理,最后进行模糊积分识别。

## 1 表情图像的预处理

人的表情是很复杂的一个系统,反应到脸上就表现为脸部区域的某些变化。这些变化又主要集中在眼睛和嘴巴区域<sup>[6]</sup>。图像中的背景、人的头发等等在表情识别中都可以看做是干扰噪声,同时,脸部的光照、旋转度等都会对识别结果造成一定的不利影响。因此要对表情图像进行相应的预处理。通过人眼的定位、人脸分割、旋转、灰度和尺度的归一化,将表情图像进行预处理。其中人眼定位的准确性直接影响到分割和旋转的效果。经过预处理后最终得到  $128 \times 128$  的表情图像,如图 1 所示。



图 1 预处理后的图像

## 2 表情的特征提取

### 2.1 Gabor 变换提取特征

由于 Gabor 小波的良好视觉特性,且具有一般小波良好的视频局部化特征,多尺度、多方向性能,

同时,它对光照不太敏感<sup>[7]</sup>。笔者选用了二维 Gabor 小波对表情图像进行特征提取。

二维 Gabor 函数为

$$\psi_{\omega}(x, y) = \frac{|k|^2}{\delta^2} \exp\left(-\frac{|k|^2(x^2 + y^2)}{2\delta^2}\right) \left[ \exp\left(ik \begin{pmatrix} x \\ y \end{pmatrix}\right) - \exp\left(-\frac{\delta^2}{2}\right) \right], \quad (1)$$

其中:  $k = \begin{pmatrix} k_x \\ k_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} k_v \cos \varphi_u \\ k_v \sin \varphi_u \end{pmatrix}$ ,  $k_v = 2^{-\frac{v+2}{2}\pi}$ ,

$v$  决定了 Gabor 滤波的波长 ( $v=0, 1, \dots, 4$ ),  $\varphi_u$  决定了核函数的方向 ( $\varphi_u=0, \pi/8, \dots, 7\pi/8$ )。参数  $\delta/k$  决定了高斯窗口的大小,可取  $\delta=2\pi$ 。

不同尺度和方向上的 Gabor 核函数组成了 Gabor 滤波器族,笔者取  $5 \times 8$  共 40 个 Gabor 滤波器。用它们分别对预处理后的表情图像进行滤波。滤波的实质是对图像根据公式(2)进行卷积运算。

$$T = \psi_{\omega}(x, y) \otimes I(x, y) = \iint I(u, v) \times \psi(x - u, y - v) du dv, \quad (2)$$

其中,  $I(x, y)$  为图像的像素灰度值。变换后会得到复数,采用其模值 (Gabor 小波变换系数) 作为 Gabor 小波变换的结果。

经过小波变换后得到  $128 \times 128 \times 5 \times 8$  维特征图像,比原图像的维数还要多,如果直接对其进行分类识别,显然是不合理也不可能的,这就需要进行降维处理。

### 2.2 特征图像的降维

由于表情反映到人脸主要集中在眼睛和嘴巴附近,同时由于 Gabor 特征在相邻像素间是高度相关和信息冗余的,所以只要提取部分特征就足够了,首先对人脸的关键部位进行相对密集采样,同时为了尽可能地保持表情图像信息的完整性,对脸颊、鼻子附近进行相对稀疏的采样。在采样方面,一些研究人员采用人工进行关键点标定的方法,也就是人为地选定一些具有代表性的关键点。但是,由于这种方法是人工选取关键点,在具体的操作过程中就难免会存在一定主观性和随机性。这样就会导致不同的人选取的关键点不同,可能导致最后的识别结果不同。故而,笔者采用的非均匀采样。在眼睛区域选取 64 个特征点,在嘴巴区域选取 48 个特征点,脸颊、鼻子附近选取 15 个特征点,共选取 127 个特征点。

非均匀采样后,采样点的系数就代表了表情图像的特征,虽然使得特征图像的维数有了一定的降低,但对识别分类而言维数仍较高。因此,用



图 2 非均匀采样后的图像

2DPCA<sup>[8]</sup>再次进行降维处理。

2DPCA 可以直接由图像矩阵构造训练样本的类间散布矩阵而不必像 PCA 那样转化成一维向量的形式。

$$S_x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (A_i - \bar{A})^T (A_i - \bar{A}), \quad (3)$$

其中:  $A_i$  是第  $i$  个训练样本 ( $i = 1, 2, \dots, M$ ),  $M$  是训练样本的个数,  $\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_i$  是训练样本的均值。然后求  $S_x$  的特征值和特征向量,并将特征值从大到小排列 ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_M$ ) 其特征值也随之相应的变化 ( $\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_M$ )。为了简单,一般选取前  $k$  个较大的特征值所对应的特征向量构成最佳的投影矩阵  $U = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k]$ , 则每个样本的特征为:  $B = AU$ 。同样按上式将待测样本投影得到对应的特征, 然后可以根据相应的准则进行分类。

### 2.3 最优通道的选择

一般的方法是将 Gabor 小波变换后得到  $128 \times 128 \times 5 \times 8$  维特征图像进行采样和 2DPCA 降维, 然后进行分类识别。但是 Gabor 小波变换具有多方向性和多尺度性, 实验表明不同方向和尺度的 Gabor 系数对识别结果的贡献大小不同。刘晓东<sup>[9]</sup>等对此进行了相应的加权处理, 用于了人脸识别方面, 即根据贡献率的不同对得到的  $5 \times 8$  个 Gabor 系数加以不同的权值。文献<sup>[10]</sup>根据 Gabor 变换系数贡献率的不同, 对  $3 \times 6$  个变换子图训练不同的分类器, 然后进行模糊融合。他们都是对各个变换子图进行处理, 而不是把某一尺度或者某一方向做为一个整体来考虑。由于不同人脸的表情是千差万别的, 如果仅仅对试验数据库中的一些人脸表情选取贡献率大的子图然后进行相应的加权处理, 最后的识别结果可能较高, 但是这种算法的推广性不好, 因为不同人脸的表情对子图的选择往往是不同的。实验表明: 在人脸表情识别方面对于不同尺度(方向)的 Gabor 滤波器组, 其识别不同表情的正确率也是不同的<sup>[11]</sup>。根据不同的尺度和方向把 Gabor 小波变换系数分成尺度通道和方向通道 2 类, 共 13 个通道: 5 个尺度通道(channel 1, ..., channel 5), 8 个方向通道(channel 6, ..., channel 13)。

Channel 1:  $v = 0, \varphi_u = 0, \pi/8, 2\pi/8, 3\pi/8, 4\pi/8, 5\pi/8, 6\pi/8, 7\pi/8;$

.....

Channel 5:  $v = 4, \varphi_u = 0, \pi/8, 2\pi/8, 3\pi/8, 4\pi/8, 5\pi/8, 6\pi/8, 7\pi/8;$

Channel 6:  $\varphi_u = \pi/8, v = 0, 1, 2, 3, 4;$

.....

Channel 12:  $\varphi_u = 7\pi/8, v = 0, 1, 2, 3, 4;$

Channel 13:  $\varphi_u = 0, v = 0, 1, 2, 3, 4.$



图 3 原图经过 channel6 后所得的变换图

将表情图像经过 Gabor 变换的 13 个通道, 然后对各个通道变换后的结果进行二次降维, 最后通过余弦距离进行判断归类, 得到各个通道的总体平均识别率(见图 4)。同样地, 将各类表情图像送入各个通道, 进行识别统计, 得到了各个通道对各种表情的识别率(见图 5)。

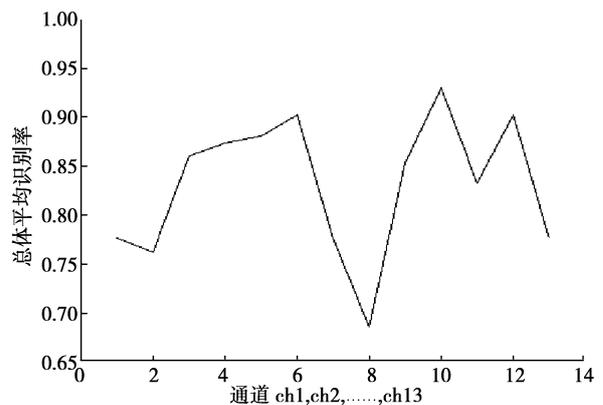


图 4 各个通道总体平均识别率

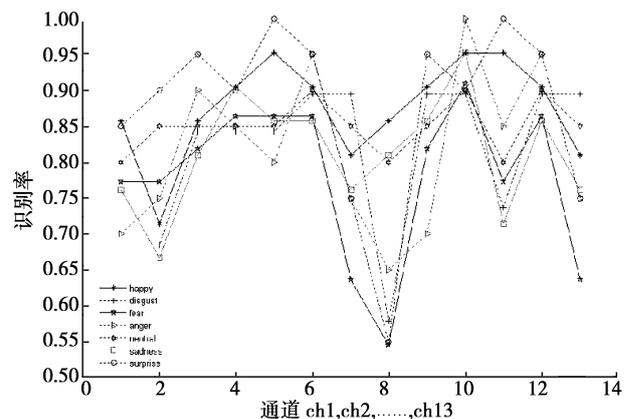


图 5 各个通道分别对各种表情的平均识别率

通过这些图可以看出,channel 4、5、6、10、12,对总体平均识别率的贡献较大;channel 4、5、6、10、11、12,对 happy(高兴)的贡献率较大;channel 6、7、9、10、12 对 disgust(厌恶)的贡献率较大;channel 4、5、6、10、12 对 fear(害怕)的贡献率较大;channel 3、6、10、12 对 anger(生气)的识别率的贡献较大等等。表明了不同尺度和方向的 Gabor 系数对总体平均识别率和各种表情的识别率是不同的,所以为了提高总体的识别率本文对这些通道进行相应的处理,使之以最佳的方式组合起来。

最优通道选取原则:1)考虑通道对总体平均识别率的影响;2)考虑通道对不同表情识别率的影响;3)考虑 Gabor 小波变换多尺度多方向的优越性,也就是同时考虑尺度和方向对识别率的影响。通过上述 3 个原则笔者选择了 channel 5、6、10 这 3 个通道作为最优通道。这 3 个通道不仅在总体平均识别率和各种表情识别率上表现较好,而且同时包含了尺度、方向这两类通道,具有较好的代表性。

### 3 利用模糊积分对最优通道进行融合

#### 3.1 模糊测度、模糊积分的概述

日本学者 Sugeno 于上世纪 70 年代提出了模糊测度的概念<sup>[12]</sup>。

定义 1: 设  $g: P(X) \rightarrow [0, 1]$  满足:

1)  $g(\varphi) = 0, g(X) = 1$ ;

2)  $\forall A, B \in P(X)$ , 且  $A \subseteq B$ , 则  $g(A) \leq g(B)$ ;

且若有  $A \cap B = \varphi$ , 则:  $g(A \cup B) = g(A) + g(B) + \lambda g(A)g(B)$  ( $\lambda > -1$ );

3) 若  $\forall A_i \in P(X)$ , 且  $\{A_i\}_{i=1}^{\infty}$  为一个递增的可测序列, 则该可测序列有如下等式:  $\lim_{i \rightarrow \infty} g(A_i) = g(\lim_{i \rightarrow \infty} A_i)$ ; 则称  $g$  为  $P(X)$  上的  $\lambda$  模糊测度  $g_\lambda$ , 其中  $P(X)$  为  $X$  的幂集。

定义 2: 设  $h: S \rightarrow [0, 1]$  是定义在集合  $S$  上的函数, 则  $h$  在集合  $S$  上的关于模糊测度  $g$  的 Sugeno 模糊积分定义为

$$\int h(s) \circ_g [\square] = \sup_{\alpha \in [0, 1]} [\min(\alpha, g(h_\alpha))], \quad (4)$$

其中:  $h_\alpha = \{s: h(s) \geq \alpha\}$ 。

定理: 当  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  为有限集,  $\{g_i\}$  ( $i = 1, 2, \dots, n$ ) 为其上的模糊密度, 则恒存在唯一的  $\lambda \in (-1, +\infty)$ , 且  $\lambda \neq 0$ , 满足方程

$$\prod_{i=1}^n (1 + \lambda g_i) = \lambda + 1. \quad (5)$$

#### 3.2 Sugeno 模糊积分多分类器融合

利用选取的 3 个最优通道作为 3 个不同的识别

器, 利用 Sugeno 模糊积分进行融合。原理框架如图 6 所示。

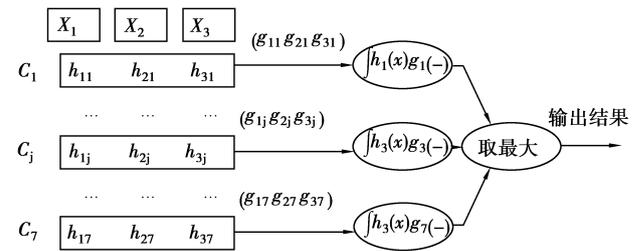


图 6 多分类器模糊融合原理框架

其中,  $X_1, X_2, X_3$  为 3 个分类器;  $C_1, \dots, C_7$  为表情类别。

$$H = \begin{bmatrix} h_{11}^k & h_{12}^k & h_{13}^k \\ \dots & \dots & \dots \\ h_{i1}^k & h_{i2}^k & h_{i3}^k \\ \dots & \dots & \dots \\ h_{71}^k & h_{72}^k & h_{73}^k \end{bmatrix}。$$

$H$  是第  $k$  个样本经过 3 个识别器后得到的矩阵。

具体实现步骤为:

1) 确定模糊密度  $g_i^k$ , 表示第  $k$  分类器对表情  $i$  所做决策的可信度。

2) 根据式(5)由模糊密度计算出  $\lambda$  值。

3) 对于每一种表情对各个分类器的输出值(决策可信度)按从大到小排序, 同时模糊密度也随之排序。

4) 根据公式(6)计算出相应的模糊测度。

$$g_i(1) = g_i^1, g_i(t) = g_i^t + (1 + \lambda g_i^t) \times g_i(t-1) \quad (t = 2, 3); (i = 1, 2, \dots, 7). \quad (6)$$

5) 根据 Sugeno 模糊积分公式计算出模糊积分值, 最后按最大的隶属度原则进行分类。

在利用模糊积分的方法进行多分类器融合时, 模糊密度的定义是十分重要的, 它直接影响到识别结果。Keller<sup>[13]</sup>将密模糊测度的密度定义为

$$g_i^j = \left( \frac{1}{n-1} \sum_{k \neq i} (1 - p_{ki}^j) \right) p_{ii}^j, \quad (7)$$

其中:  $n$  表示类别数,  $p_{ki}^j$  表示分类器  $j$  将第  $k$  类样本分到  $i$  类中的样本数所占第  $k$  类样本总数的比例。此外, 还有姚明海<sup>[14]</sup>提出的

$$g_i^j = \frac{p_{ii}^j}{\sum_{k=1}^n p_{ki}^j}. \quad (8)$$

笔者选用各个分类器对各种表情的识别率作为模糊密度。用余弦距离作为每个分类器的输出置信度, 构成矩阵  $H$ 。

## 4 实验结果及分析

为了验证所提算法的有效性,选用 JAFFE 人脸表情静态库,共 213 幅表情图像组成。该库有 10 个日本女性,每人展示高兴、厌恶、害怕、生气、中性、悲伤和惊奇 7 种表情,每人每种表情都有 2~4 幅图像。在实验中,每人每种表情选择一幅图像共 70 幅作为训练样本,剩余 143 幅图像作为待测样本。

为了验证所提算法的优越性,首先:利用传统的方法(即:用 Gabor 小波变换提取表情特征,接着采样、2DPCA 降维,最后利用余弦距离进行判断识别)进行识别统计。然后,利用本文提出的算法进行识别,同时列出了文献[5]的实验结果,识别结果如表 1。

表 1 实验结果

方法	识别结果(%)							
	高兴	厌恶	害怕	生气	中性	悲伤	惊奇	平均识别率
笔者方法	100.00	94.74	90.91	95	85.00	95.24	100	94.41
Gabor+2DPCA	95.24	89.40	90.91	90	85.00	85.71	100	90.91
文献[5]方法	95.00	84.00	82.00	95	100.00	90.40	100	92.00

从实验结果可以看出,所研究的方法比传统的 Gabor+2DPCA 方法识别率明显提高,其中对悲伤的识别率提高最为明显,提高了 9.53%,对高兴、厌恶、生气分别提高了 4.76%、5.34%、5%;总的平均识别率提高了 3.5%。与文献[5]相比同样取得了较高的识别率,总体识别率提高了 2.41%,只有中性表情的识别率有所降低,这是因为在 JAFFE 库中,有些人的不同表情反应到人脸上的变化不大,也就是说她的中性表情和其它某些类别的表情差别不是很大;又由于在采样过程中是根据一定的间隔进行的非均匀采样,并不是进行十分精确的关键点选取(实际上要进行十分精确的关键点选取,是很困难的,即使是人工的方式也很难,这一点在 2.2 节中进行了相应的分析),这些都会导致在识别过程中对中性表情产生误判的结果。总体看来所提出算法是有效的,也说明了所选取的 3 个通道是合理的,在总体上能够代表 Gabor 小波变换的优越特性,且摒弃了 Gabor 小波变换系数中的一些不利影响,发挥了 Gabor 小波变换在模式识别方面特有的优点,特别是多尺度多方向的特性得到了充分的应用。由于只选用了 3 个通道,减少了特征提取和识别中的计算

量,也就相应的缩短识别所需的时间。同时,在文献[9]中,是利用了 Gabor 变换各个系数子图对识别贡献率的不同,对不同的子图进行了相应加权的处理,在笔者所研究的算法中选取的 3 个通道中既包括了尺度通道又包含了方向通道,所以在 Gabor 变换的系数图中就会出现交叉的情况,也就是说会有部分对识别率影响较大的 Gabor 系数子图被运用了 2 次,在一定程度上也说明了采用的算法体现了对贡献率大的子图进行加权处理这一优点。

## 5 结 论

笔者根据 Gabor 小波的多尺度、多方向性,将 Gabor 变换分成 5 个尺度通道,8 个方向通道。通过实验统计出各个通道对各种表情识别率贡献的大小,提出了选取最优通道的 3 条原则,根据这 3 条原则选出了 3 个最优的通道,把它们看做 3 个不同的分类器,然后利用模糊积分的方法进行了模糊融合处理。通过在 JAFFE 表情库上的实验表明了该算法的有效性和优越性。

### 参考文献:

- [1] FASEL B, LUETTIN J. Automatic facial expression analysis: a survey [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(1): 259-275.
- [2] GABOR D. Theory of communication [J]. Journal of the Institute of Electrical Engineers, 1946, 93(26): 429-457.
- [3] PANTIC M, ROTHKRANZ L J M. Expert system for automatic analysis of facial expression [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2007, 18(11): 881-905.
- [4] FERRARIS E, FASSA L. Polysilicon fatigue test-bed monitoring based on the 2nd harmonic of the device current measurement [C] // 2005 International Conference on MEMS, NANO and Smart Systems, July 24-27, 2005, Alberta, Canada. Alberta, Canada: IEEE Computer Society, 2005: 55-60.
- [5] 印勇,史金玉,刘丹平. 基于 Gabor 小波的人脸表情识别[J]. 光电工程, 2009, 36(5): 111-116.  
YIN YONG, SHI JIN-YU, LIU DAN-PING, Facial expression recognition based on Gabor wavelet transforms [J]. Opto-Electronic Engineering, 2009, 36(5): 111-116.
- [6] PARDAS M, BONAFONTE A. Facial animation parameters extraction and expression recognition using hidden markov models [J]. Signal Processing: Image Communication, 2002, 17(9): 675-688.

(下转第 107 页)

- 模拟研究[J]. 岩土力学, 2009, 30(1): 169-174.  
LIAN ZHI-LONG, ZHANG JIN, WANG XIU-XI, et al. Simulation study of characteristics of hydraulic fracturing propagation[J]. Rock and Soil Mechanics, 2009, 30(1): 169-174.
- [11] 李传亮,孔详言. 油井压裂过程中岩石破裂压力计算公式的理论研究[J]. 石油钻采工艺, 2000, 22(2): 54-57.  
LI CHUAN-LIANG, KONG XIANG-YAN. A theoretical study on rocks breakdown pressure calculation equation of fracturing process [J]. Oil Drilling & Production Technology, 2000, 22(2): 54-57.
- [12] 刘鸿文. 材料力学 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2004.
- [13] NOACK K. Control of gas emissions in underground coal mines[J]. International Journal of Coal Geology, 1998, 35 (1/4): 57-82.
- [14] BRUMLEY J L, ABASS H H. Hydraulic fracturing of deviated wells: interperretation of breakdown and initial fracture opening pressure[C]// SPE Eastern Regional Meeting, October 23-25, 1996, Columbus, Ohio, USA.. [S. 1]: Society of Petroleum Engineers, Inc, 1996: 37363-MS.
- [15] HOSSAIN M M, RAHMAN M K, RAHMAN S S. A comprehensive monograph for hydraulic fracture initiation from deviated wellbores under arbitrary stress regimes[C]// SPE Asia Pacific Oil and Gas Conference and Exhibition, April 20-22 1999, Jakarta, Indonesia. [S. 1]: Society of Petroleum Engineers, Inc, 1999: 54360-MS.

(编辑 赵 静)

## (上接第 101 页)

- [7] 叶敬福, 詹永照. 基于 Gabor 小波变换的人脸表情特征提取[J]. 计算机工程, 2005, 31(15): 172-174.  
YE JING-FU, ZHAN YONG-ZHAO, Facial expression features extraction based on Gabor wavelet transformation [J]. Computer Engineering, 2005, 31 (15): 172-174.
- [8] YANG J, ZHANG D, FRANGI A F, et al. Two-dimensional PCA: a new approach to appearance-based face representation and recognition [J]. IEEE Trans PAMI 2004, 26(1): 131-137.
- [9] 刘晓东, 孙军, 周军. 优化 Gabor 小波权重的 EBGm 算法[J]. 信息技术, 2009, 33(1): 59-62.  
LIU XIAO-DONG, SUN JUN, ZHOU JUN. EBGm algorithm with optimized Gabor wavelet weight [J]. Information Technology, 2009, 33(1): 59-62.
- [10] 罗飞, 王国胤, 杨勇. 一种基于 Gabor 小波特征的人脸表情识别新方法[J]. 计算机科学, 2009, 36(1): 181-183.  
LUO FEI, WANG GUO-YIN, YANG YONG, New approach for facial expression recognition based on Gabor features[J]. Computer Science, 2009, 36(1): 181-183.
- [11] 刘伟锋. 人脸表情识别研究[D]. 安徽: 中国科技大学, 2007.
- [12] SUGENO M. Fuzzy measures and fuzzy integrals; a survey [J]. Fuzzy Automata and Decision Processes, 1977, 78(33): 89-102.
- [13] KELLER J M, GADER P, TAHANI H, et al. Advances in fuzzy integration for pattern recognition [J]. Fuzzy Sets and Systems, 1994, 65 (2/3): 273-283.
- [14] 姚明海, 何通能. 一种基于模糊积分的多分类器联合方法[J]. 浙江工业大学学报, 2002, 30(2): 156-159.  
YAO MING-HAI, HE TONG-NENG. Dynamic combination method of multiple classifiers [J] Journal of Zhejiang University of Technology, 2002, 30(2): 156-159.

(编辑 赵 静)