

一种基于 Gabor 小波特征的人脸表情识别新方法

罗 飞¹ 王国胤^{1,2} 杨 勇^{1,2}

(重庆邮电大学计算机科学与技术研究所 重庆 400065)¹

(西南交通大学信息科学与技术学院 成都 610031)²

摘 要 近来,表情识别成为人机交互研究的热点。将 Gabor 小波变换与 2DPCA 结合提出了一种表情识别的新方法。首先对静态灰度表情图片进行预处理,然后对其进行 Gabor 小波变换,通过 2DPCA 进行降维,根据 Gabor 不同尺度不同方向的变换结果训练不同的分类器,由校验集得到分类器权值,通过隶属度函数将各个分类结果模糊化,实现了分类器集成和表情特征数据的融合。实验证明了 Gabor 小波与 2DPCA 结合在表情识别中的有效性,以及基于 Gabor 小波模糊分类器集成的方法能够进一步提高识别率。

关键词 表情识别,表情特征提取,Gabor 小波,2DPCA,模糊分类

中图分类号 TP18 文献标识码 A

New Approach for Facial Expression Recognition Based on Gabor Features

LUO Fei¹ WANG Guo-yin^{1,2} YANG Yong^{1,2}

(Institute of Computer Science and Technology, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)¹

(School of Information Science & Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)²

Abstract In recent years, facial expression analysis is becoming a research hotspot in human-computer interaction. A novel facial expression recognition method was proposed based on the Gabor wavelet transformation and two-dimensional principal component analysis (2DPCA). Features of expression images were extracted with Gabor wavelet and 2DPCA. The classifiers on different scales and orientations of Gabor wavelet were designed. The weight of each classifier was discussed. The classification result of each classifier was fuzzed with membership function and then integrated with ensemble method. Experiment results show the efficiency of combining Gabor wavelet and 2DPCA in facial expression recognition. The correct recognition rate is further improved with the proposed classification method.

Keywords Expression recognition, Expression feature extraction, Gabor wavelet, 2DPCA, Fuzzy classifier

1 引言

在人类交往中,除了语言交流以外,脸部表情是非常重要的交流方式。它作为信息的载体和自愿或自发的行为,包含有很多的因素,能够表达非语言信息。20 世纪 70 年代以来,人们展开了对人脸表情各方面的研究,Plutchik 从强度、相似性和两极性 3 方面对情绪进行划分,得到了狂喜、警惕、悲痛、惊奇、狂怒、恐惧、接受、憎恨 8 种基本表情。Izard 从因素分析的角度提出了人的 8 到 11 种基本情绪:兴趣、惊奇、痛苦、厌恶、愉快、愤怒、恐惧和悲伤,以及害羞、轻蔑和自罪感。Ekman 等提出人的情绪大体可以分为 6 种,即高兴、沮丧、害怕、厌恶、吃惊以及生气^[1]。后来 Ekman 又为丰富和完善该理论做了进一步研究^[2,3],从而确立了 6 种基本表情理论的有效性和可行性。相应地,其他研究人员将人脸表情分为这 6 种“基本表情”。

Gabor 小波可以很好地模拟大脑皮层中单细胞感受野的轮廓,捕捉突出的视觉属性。特别是 Gabor 小波可以提取图像特定区域内的多尺度、多方向空间频率特征,像显微镜一样放大人脸图像中的眼睛、鼻子和嘴以及其他一些局部特征的灰度变化。因此,Gabor 小波变换被研究者广泛的应用于情感识别。Nectarios Rose^[4], Z. Zhang^[5], N. Dailey^[6] 及其 Zhan Yongzhao 等^[7] 都提到采用 Gabor 小波对人脸表情图像进行滤波,用取得的 Gabor 小波参数来表征表情人脸。由于 Gabor 小波通常具有维度较高的缺点,在实际应用中需要对提取的小波特征降维处理。Nectarios Rose 等用 Gabor 与 Log-Gabor 小波对表情图像进行特征提取,用 PCA (principal component analysis) 特征降维,然后基于 LDA (linear discriminate analysis) 进行分类,在日本女性表情库 (JAFFE)^[8] 上得到了 86% 左右的识别率。然而,这种基于局部特征点的 Gabor 小波特征的提取,对表情区域特征点的定位需要很高的

到稿日期:2008-05-02 本研究得到重庆市自然科学基金项目(CSTC2007BB2445)和重庆市计算机网络与通信重点实验室开放基金项目“情感识别的关键技术研究”的资助。

罗 飞(1982-),男,硕士研究生,主要研究方向为智能信息处理、模式识别、情感计算,E-mail:luofei1982@shou.com;王国胤(1970-),男,教授,博士生导师,主要研究方向为智能信息处理、粗糙集、粒计算、网络安全;杨 勇(1976-),男,副教授,博士研究生,主要研究方向为智能信息处理、模式识别与人工智能。

要求。Sun Wenyu 等人提出的基于二维主元分析 (two-dimensional principal component analysis, 2DPCA) 的人脸表情识别方法^[9], 直接利用二维人脸图像求协方差矩阵, 实现降维。这种降维方法直观, 更适合小样本数据的处理, 在表情识别上得到了比 PCA 好的识别结果。然而, 2DPCA 算法不能有效解决光照的影响, 在光照变化的情况下识别率受到影响。

本文结合 Gabor 小波和 2DPCA 的特点, 将 Gabor 小波特征与 2DPCA 有效地结合起来, 提出了一种新的人脸表情识别方法。该方法综合利用了 Gabor 小波的生物学特征和对光照不敏感的优点以及 2DPCA 在特征维数及降维效率上都比 PCA 有所提高的优点, 能够获得较好的识别效果。本文参考模糊综合和分类器集成的思想, 根据不同尺度不同方向的 Gabor 小波特征训练不同分类性能的分类器, 然后提出了距离尺度归一化函数, 实现了分类结果模糊化, 通过分类器集成得到了理想的分类结果。

本文的结构如下: 第 2 部分介绍 Gabor 小波和特征表达; 第 3 部分介绍 2DPCA, 用 2DPCA 对 Gabor 小波提取的特征向量进行特征降维; 第 4 部分是基于 Gabor 小波特征的分类器设计; 第 5 部分给出该方法在 JAFFE 表情库、Cohn-Kanade 人脸表情库和自建表情库上的仿真实验及对比结果; 最后是结论。

2 Gabor 小波

Gabor 小波方法是一种多分辨率的描述, 并且能够较好地解决由于环境变化而引起的图像变化问题, 对此已有充分的理论依据并且能够有效地实现, 所以本文采用它来进行表情特征的表征。

Gabor 滤波器定义如下:

$$\Psi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} e^{-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}} [e^{i\pi k_{u,v} z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}] \quad (1)$$

其中, i 为复数算子, σ 定义了小波滤波器的带宽, 可取 $\sigma = 2\pi$ 。 u 和 v 定义了 Gabor 核的方向和尺度, $z = (x, y)$, $\|g\|$ 表示规范化算子, 波矢量 $k_{u,v}$ 定义如下:

$$k_{u,v} = k_v e^{i\phi_u} \quad (2)$$

其中, $k_v = k_{\max}/f_v$ 表示小波的不同核频率, $\phi_u = \pi u/6$ 表示小波的不同方向。 k_{\max} 为最大频率, f 是频率中的内核间隔因子。在表情识别中, 我们使用 Gabor 小波的 3 个不同的尺度 $v \in \{0, 1, 2\}$, 和 6 个方向 $u \in \{0, \dots, 5\}$, 取 $k_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$ 。

根据公式(1)的定义可以得到 18 个 Gabor 滤波器, 因此, 不同尺度不同方向的图像特征可以通过图像 $I(x, y)$ 与滤波器卷积得到:

$$O_{u,v}(x, y) = I(x, y) * \Psi_{u,v}(x, y) \quad (3)$$

其中 $*$ 表示卷积操作, $O_{u,v}(x, y)$ 为对应 Gabor 核在方向 u 尺度 v 上的卷积结果。因此, 图像 $I(x, y)$ 经过 Gabor 小波变换后的 Gabor 特征集合可以表示为:

$$S = \{O_{u,v}(x, y); u \in \{0, \dots, 5\}, v \in \{0, 1, 2\}\} \quad (4)$$

3 2DPCA

2DPCA 直接由图像矩阵构造训练样本的总体散布矩阵 (协方差), 然后计算其特征值和特征向量^[10]。该方法的过程简述如下:

设人脸灰度图像的分辨率为 $m \times n$, 则第 i 个训练样本表示为 $m \times n$ 的图像矩阵 $A_i (i = 1, \dots, M)$, M 是训练样本的个数。训练样本的均值表示为 $\bar{A} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M A_i$ 。训练样本的总体散布矩阵可用下面的公式进行估计:

$$S_x = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M (A_i - \bar{A})^T (A_i - \bar{A}) \quad (5)$$

考虑到多类问题, 很有必要找到一个最优的投影向量 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_d)$, 组成最优的投影矩阵 $X = [\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_d]$ 。事实上, 最优向量集合 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_d)$ 就是 S_x 特征值所对应的特征向量。计算 S_x 的特征值和特征向量, 将特征值与对应的特征向量按降序排列, 一般选取前 k 个较大的特征值 ($\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_k$) ($k < n$) 所对应的特征向量 $(\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k)$ 作为投影轴, 即:

$$\partial = \frac{\sum_{i=1}^k \lambda_i}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (6)$$

由上式可得 $X = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k)$, 假设取 $\partial \geq 95\%$, 则样本图像 A_i 的特征矩阵 $Y_i \in R^{m \times k}$ 可表示为:

$$Y_i = A_i X \quad (7)$$

因此, 我们可以得到所有训练样本的投影特征 Y_1, Y_2, \dots, Y_M 。

4 基于 Gabor 小波特征的模糊分类器集成

4.1 个体分类器设计

本文按照 Gabor 小波特征的不同尺度不同方向的滤波器构造分类器。分类器设计具体过程如下:

对大小为 $m \times n$ 的单幅训练样本图像 L 进行 a 个尺度 b 个方向的 Gabor 小波变换, 得到 $a \times b$ 个不同度量上的特征图像 $L_1, L_2, \dots, L_{a \times b}$, 每个特征图像大小分别为 $m \times n$, 然后对每个特征图像进行 2DPCA 降维, 得到相应的投影特征 $\gamma_i^{m \times d} (i = 1, \dots, a \times b)$, 其中 d 为通过 2DPCA 降维提取的特征维度且 $d < n$ 。设训练集样本个数为 M , 每种表情训练样本数为 $M_j (j = 1, \dots, 6)$, 则 $M_1 + \dots + M_6 = M$ 。由此, 单个度量上的 M 个训练样本的特征组合 $(\gamma_{1,1}^{m \times d}, \gamma_{1,2}^{m \times d}, \dots, \gamma_{1,M}^{m \times d})$ 构成了在第 i 个度量上的分类器 Q_i , 并认为分类器 $Q_1, Q_2, \dots, Q_{a \times b}$ 之间的分类性能是相互独立的。

4.2 距离尺度归一化函数定义

考虑到不同表情之间的相似性, 一个表情的识别失败, 是由于该表情在某种程度上与其所被分到的表情类有一定的相似度。当这个相似度大于其本身所存在的类别时, 就是分类失败的情况。

传统集合理论的分类方法中只有 0, 1 等确定子集之分, 因此, 有必要引入模糊子集的概念, 从而使得分类结果模糊化。由 4.1 节可知, Gabor 小波变换 a 个尺度 b 个方向对应的 $a \times b$ 个分类器分别为: $Q_1, Q_2, \dots, Q_{a \times b}$ 。对于大小为 $m \times n$ 的待测表情图像 I , 经过 Gabor 小波变换以后, 生成 $a \times b$ 个 $m \times n$ 的 Gabor 特征图像 $(I_1, I_2, \dots, I_{a \times b})$, 通过 2DPCA 降维, 得到相应的投影特征 $\eta_i^{m \times d} (i = 1, \dots, a \times b)$, 然后分别将它们与其所对应的分类器计算欧式距离, 取第 i 个分类器中到第 j 个表情最小的欧式距离作为距离尺度, 在第 i 个分类器 Q_i 上就会得到 $\eta_i^{m \times d}$ 到各个表情的距离尺度 $\text{dis}_{i,j} (i = 1, \dots, a \times b; j = 1, \dots, 6)$ 。

距离尺度归一化函数定义如下:

$$U_{i,j} = \frac{1}{1 + \left(\frac{\text{dis}_{i,j}}{\bar{d}_i}\right)^t} \quad (8)$$

其中, $U_{i,j}$ 为表情隶属尺度, \bar{d} 为第 i 个分类器中距离尺度的平均值, t 为隶属因子 ($t > 0$)。从式(8)不难看出, $U_{i,j} \in (0, 1)$, 当 $\text{dis}_{i,j}$ 越大, $U_{i,j}$ 就会越小; 反之, 当 $\text{dis}_{i,j}$ 越小, $U_{i,j}$ 就会越大。由此, 对距离尺度实现了归一化。

4.3 分类器权值的确定

上述提到, 我们认为构建的 $a \times b$ 个分类器是相互独立的, 因此, 待识别样本在不同分类器上的隶属尺度也是不相关的, 为了达到最终分类器集成的目的, 引入了分类器权值, 即通过校验样本集给出各个分类器的分类性能, 将 Gabor 小波变换与 2DPCA 相结合, 并用最近邻分类, 取各个分类器在校验集上的识别率作为计算分类器权值的依据。

分类器权值定义如下:

$$\omega_k = \frac{P_k}{\sum_{1 \leq i \leq a \times b} P_i} \quad 1 \leq k \leq a \times b \quad (9)$$

其中, P_i 表示校验集在第 i 个分类器上的识别率。通过归一化识别率, 得到分类器权值 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{a \times b}$ 。权值 ω_k 越大, 表明对应的分类器 k 对待识别表情的分类贡献越大。

4.4 分类器集成

这里给出隶属度函数, 我们可以计算出 Gabor 小波变换后的特征图像在每类中的隶属度, 根据隶属度的值来判断该图像的分类情况。

隶属度函数的定义:

$$W_{i,j} = U_{i,j} \cdot \omega_i \quad (i=1, \dots, a \times b; j=1, \dots, 6) \quad (10)$$

其中, $W_{i,j}$ 表示待测样本 I 在分类器 i 上隶属于表情 j 的程度。 $U_{i,j}$ 为隶属尺度, ω_i 为各个分类器的权值。

总隶属度定义如下:

$$\delta_j = \sum_{i=1}^{a \times b} W_{i,j} \quad (j=1, \dots, 6) \quad (11)$$

其中, δ_j 即为待测表情图像 I 隶属于每个表情的总隶属度。按照最大隶属度的分类原则 $\max(\delta_1, \delta_2, \dots, \delta_6)$, 便可以得到最终分类结果。

基于以上的讨论和设计, 本文提出了一种新的基于 Gabor 小波特征的人脸表情识别方法, 识别算法流程图如图 1 所示。

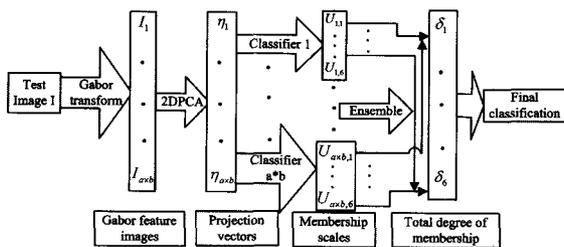


图 1 人脸表情识别算法结构图

5 实验和分析

5.1 样本库

我们采用日本女性表情库 (JAFFE)^[8]、自建样本库和 Cohn-Kanade 人脸表情库^[11] 对本文提到的方法进行实验。JAFFE 样本库单个表情强度有所差别, 自建样本库包含男性和女性。Cohn-Kanade 人脸表情库包含样本个数相对较多,

不但包含男性和女性而且表情强度不同。JAFFE 人脸表情静态图像库由 10 人的 213 幅图像组成。每人展示 7 种表情 (生气、厌恶、恐惧、高兴、中性、悲伤、惊讶) 各 2 幅—4 幅图像, 均为 256×256 的 8 位灰度图像, 如图 2 所示。为了进行有效的实验对比, 我们取由前文提到的 6 种基本表情来做分类。对每一幅人脸图像进行人脸检测、瞳孔定位、切割、灰度均衡等预处理, 最后得到 80×80 的图像进行 Gabor 小波变换。



图 2 JAFFE 表情库原始图像与预处理后的图像

自建表情库是由 8 人, 每人每个表情 3~6 幅图像组成。表情数据采集按照金辉和高文提出的表情结构特点表^[12], 以实验对象自我感觉比较自然为标准来限定表情强度。部分表情图片如图 3 所示。Cohn-Kandade 人脸表情库包含了 97 位不同的人, 对本文提出的方法在较大数据样本个数上的有效性进行了验证。对所有样本图片的处理与 JAFFE 提到的预处理一致。



图 3 自建表情库部分图片 (从左至右: 高兴、沮丧、害怕、厌恶、吃惊、生气)

5.2 实验结果对比分析

针对实验的表情库, 随机地平均分为训练集、校验集、测试集, 其中校验集是为了得到各个分类器的不同权值。分别针对 2DPCA^[9], Gabor + PCA (GWPCA), Gabor + 2DPCA (GW2DPCA), Gabor + 2DPCA + Fuzzy classifier (GW2DPCAFC) 的方法在 3 个样本库上进行了实验对比。

实验中, 我们提取了表情图像在 3 个尺度 6 个方向上的 Gabor 小波特征, 即分类器设计中 $a=3, b=6$ 。Gabor+PCA 方法将 Gabor 小波变换后的特征按列连接组成特征向量, 利用 PCA 进行特征降维; Gabor+2DPCA 方法将单个尺度单个方向的变换图像按列连接, 将 18 个特征向量组成向量组, 然后用 2DPCA 进行特征降维。上述两种方法均采用 (4×4) 下采样进行处理, 经过实验验证在降低维数的过程中, 识别率并没有下降。2DPCA^[9], Gabor + PCA (GWPCA), Gabor + 2DPCA (GW2DPCA) 在识别过程中采用最近邻法分类。本文提出的分类方法, 在分类过程中, 取隶属因子 $t=0.5$ 。每种方法重复实验 3 次, 识别率取最好的一次作为识别结果。

表 1 自建表情库实验结果

Method	Self-construction database	
	Feature dimensions	Recognition rate
2DPCA ^[9]	80 * 35	81.85%
Gabor+PCA	7200 * 53	88.3%
Gabor+2DPCA	400 * 17	90%
Gabor+2DPCA+Fuzzy classifier	80 * 17	98.3%

(下转第 215 页)

Sensing Symposium, IGARSS apos; 05. Proceedings, 2005, 4: 2250-2253

- [9] Croitoru A, Doytsher Y. Right-angle rooftop polygon extraction in regularised urban areas; Cutting the corners. Photogrammetric Record, 2004, 19 (108): 311-341
- [10] Lee DS, Shan J, Bethel J S. Class - guided building extraction from Ikonos imagery. Photogrammetric Engineering and Remote Sensing, 2003, 69 (2): 143-150
- [11] Hough P V C. Method and means for recognizing complex pa-

tterns[P]. U. S. Patent 3,069,654, 1962

- [12] 章毓晋. 图像工程(上)图像处理和分[M]. 北京:清华大学出版社, 1999: 187-188
- [13] 陈洪波. Hough 变换及改进算法与线段检测[D]. 广西师范大学, 2004: 12-14
- [14] 张恒, 雷志辉, 丁晓华. 一种改进的中值滤波算法[J]. 中国图像图形学报, 2004, 9(4): 408-411
- [15] 陆宗骥. C/C++ 图像处理编程[M]. 北京:清华大学出版社, 2006: 224-225

(上接第 183 页)

表 2 JAFFE 表情库实验结果

Method	JAFFE database	
	Feature dimensions	Recognition rate
2DPCA ^[9]	80 * 40	71.7%
Gabor+PCA	7200 * 56	78.3%
Gabor+2DPCA	400 * 17	93.3%
Gabor+2DPCA+Fuzzy classifier	80 * 17	96.7%

表 3 Cohn-Kandade 表情库实验结果

Method	Cohn-Kandade database	
	Feature dimensions	Recognition rate
2DPCA ^[9]	80 * 39	91.04%
Gabor+PCA	7200 * 92	92.5%
Gabor+2DPCA	400 * 17	94.17%
Gabor+2DPCA+Fuzzy classifier	80 * 17	98.3%

在 JAFFE 表情库, Gabor+2DPCA+Fuzzy classifier 方法中, 通过 3 次实验得到了平均 95% 的识别率, 其中最好的识别率为 96.7%。在自建表情库和 Cohn-Kanade 表情库中, Gabor+2DPCA+Fuzzy classifier 方法得到了 98.3% 的识别结果。从表 1-3 可以得出: (1) 2DPCA 无论在识别结果上还是在特征表达上都优于 PCA。首先, 2DPCA 不需要将特征图片转换成一维向量, 可以直接对图片构造协方差矩阵, 有效地降低特征维度和提高特征向量的求取效率; 其次, 在所有的实验结果中, 2DPCA 的识别率高于 PCA。(2) Gabor 小波在对表情特征的表达上具有优势。自建表情库上, 在 Gabor 小波特征的基础上做 2DPCA 降维, 比直接对表情图片进行 2DPCA 特征提取, 识别率提高 8%; 在 JAFFE 表情库上, 用 Gabor 小波来表征表情特征, 识别率提高了 22%; 在 Cohn-Kanade 人脸表情库上, 识别率提高了 3%。(3) Gabor 小波与 2DPCA 结合进行表情识别能够有效提高识别率。(4) 提出的基于 Gabor 小波特征模糊分类和分类器集成的方法能够进一步提高识别率, 并且降低特征维数。

结束语 本文将 Gabor 小波与 2DPCA 结合应用于人脸表情识别, 并且提出了一种基于 Gabor 小波特征模糊分类和分类器集成的人脸表情识别新方法。通过在 JAFFE, Cohn-Kanade 和自建表情库上分别进行实验, 结果证明了该方法的有效性。与 Gabor+PCA 方法相比, Gabor+2DPCA, Gabor+2DPCA+Fuzzy classifier 的方法在提高识别率的同时, 降低了

特征维数。所以本文提出的 Gabor+2DPCA 结合的方法适用于面部表情特征的提取。模糊分类和分类器集成的方法, 有效地将不同度量上的 Gabor 特征进行了融合, 进一步提高了识别率。

参 考 文 献

- [1] Ekman P, Friesen W V. Constant across cultures in the face and emotion. J. Personality Social Psycho, 1971, 17(2): 124-129
- [2] Ekman P, Friesen W V. Facial Action Coding System; A Technique for the Measurement of Facial Movement. Consulting Psychologists Press, 1978
- [3] Ekman P. Facial Expression and Emotion. American Psychologist, 1993, 48: 384-392
- [4] Rose N. Facial Expression Classification using Gabor and Log-Gabor Filters//Proceedings of the 7th International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FGR'06). 2006
- [5] Zhang Zhengyou, Lyons M, Schuster M, et al. Comparison between geometry-based and Gabor-wavelets-based facial expression recognition using multi-layer perception//Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. 1998: 545-459
- [6] Dailey N, Cottrell W. PCA Gabor for Expression Recognition. Technical report. University of California, San Diego, 1999
- [7] Zhan Yongzhao, Ye Jingfu, Niu Dejiao, et al. Facial expression recognition based on Gabor wavelet transformation and elastic templates matching//Third International Conference on Image and Graphics. 2004: 254-257
- [8] Lyons M J. The Japanese Female Facial Expression (JAFFE) Database [DB]. <http://www.mis.atr.co.jp/~mlyons/jaffe.html>, 1998
- [9] Sun Wenyu, Ruan Qiuqi. Two-dimension PCA for Facial Expression Recognition//ICSP2006 Proceedings
- [10] Yang Jian, Zhang D, Frangi F, et al. Two-Dimensional PCA: A New Approach to Appearance-Based Face Representation and Recognition. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., 2004, 26(1): 131-137
- [11] Kanade T, Chon J, Tian Y. Comprehensive database for facial expression analysis[C]//Proceedings of International Conference on Face and Gesture Recognition. 2000: 46-53
- [12] 高文, 金辉. 面部表情图像的分析与识别[J]. 计算机学报, 1997, 20(9): 782-789