

基于 Gabor 参数矩阵与改进 Adaboost 的人脸表情识别

杨凡*, 张磊

(兰州工业学院 软件工程学院, 兰州 730050)

(*通信作者电子邮箱 yangfan82416@163.com)

摘要:针对目前人脸表情识别(FER)中 Gabor 特征维数高、计算量大并且存在特征冗余的问题,提出一种基于 Gabor 参数矩阵与改进 Adaboost 的人脸表情识别算法。首先,结合图像像素信息与 Gabor 小波核的参数定义 Gabor 参数矩阵;其次,在 Adaboost 中引入遗传算法(GA)的思想改进其搜索性能,并利用改进的 Adaboost 选择与 Gabor 参数矩阵元素对应的最优特征来构建强分类器,从而通过特征选择的方法降低 Gabor 特征的维数和冗余,减少计算量;最后,在构建多个强分类器的基础上,提出多表情分类算法实现面部表情的分类识别。基于 Matlab 的实验结果表明,该算法的平均表情识别率为 89.67%,且最优特征的选取效率得到明显提高。

关键词:人脸表情识别;Gabor 特征;Gabor 小波;遗传算法;Adaboost

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Facial expression recognition based on Gabor parameters matrix and improved Adaboost

YANG Fan*, ZHANG Lei

(College of Software Engineering, Lanzhou Institute of Technology, Lanzhou Gansu 730050, China)

Abstract: To solve the problems of high-dimensionality, giant-computation and redundancy of Gabor features in current Facial Expression Recognition (FER), a new FER algorithm based on Gabor Parameter Matrix (GPM) and improved Adaboost was proposed. Firstly, the GPM was defined by combining pixel information of image and parameters of Gabor wavelet kernel; Secondly, the idea of Genetic Algorithm (GA) was introduced into Adaboost to improve its searching performance, then the improved Adaboost was used to select optimal features corresponding to the elements in GPM to build strong classifiers, thereby the dimensionalities, redundancy and calculation amount of Gabor features could be reduced by feature selection; Finally, on the basis of building several strong classifiers, a multi-expressions classification algorithm was developed to implement FER. The experimental results on Matlab indicate that average expression recognition rate of the proposed algorithm is 89.67%, and the selection efficiency of optimal features is improved significantly.

Key words: Facial Expression Recognition (FER); Gabor feature; Gabor wavelet; Genetic Algorithm (GA); Adaboost

0 引言

人脸表情是人类进行情感交流的重要信息传递方式之一,人脸表情识别就是研究如何自动、可靠及高效地获取和利用人脸表情所传达的信息,在人机交互、情感计算及机器视觉等研究领域都有着广泛的应用。目前,国内外学者针对人脸表情识别的研究已取得显著成果^[1-2],特别是以 Gabor 小波^[3]作为图像分析工具的人脸表情识别技术^[4-6]已经成为该领域内的主流研究方向之一。Gabor 小波具有出色的特征表达能力,被广泛应用于人脸图像分析^[7]。但 Gabor 特征存在计算量大、维数高和信息冗余等缺点,会影响表情识别算法的性能。对此,部分学者尝试对人脸图像的 Gabor 特征降维后再用于表情识别。朱健翔等^[8]对人脸图像人工标定 8 行 6 列采样点并提取其 Gabor 特征,通过 Adaboost 算法^[9]对高维特征进行选择以达到特征降维的目的,再结合支持向量机(Support Vector Machine, SVM)与最近邻分类法进行表情识别,但人工标定点的 Gabor 特征不一定是最优特征;姚伟等^[10]提取人脸图像的 Gabor 特征后,利用改进方差率和 Adaboost 算法对特征进行降维,并通过 SVM 实现表情的分类

识别;李文书等^[11]利用二维主成分分析(2 Dimensional Principal Component Analysis, 2DPCA)法对图像的 Gabor 特征进行降维,并结合高斯过程分类(Gaussian Process Classification, GPC)和 Adaboost 分类算法进行表情识别。Owusu 等^[12]利用 Bessel 变换缩小特征提取空间,并利用 Gabor 小波提取面部表情特征,再通过 Adaboost 算法进行特征选择,最后将选取的表情特征送入三层神经网络分类器进行识别。总体而言,这类方法一定程度上弥补了 Gabor 小波技术用于表情识别中存在的不足,但未考虑到 Adaboost 算法是以穷举搜索的方式选择最优特征,会影响算法选取最优特征的效率。

本文提出一种面部表情识别算法:首先利用 Gabor 核函数的参数定义了 Gabor 参数矩阵;其次将遗传算法(Genetic Algorithm, GA)^[13]的思想引入 Adaboost 对其穷举搜索的方式进行改进,并利用改进的 Adaboost 在 Gabor 参数矩阵中选择与矩阵元素对应的最优特征来构建强分类器;最后,构建多个强分类器并提出多表情分类算法实现人脸表情的分类识别。在 Matlab 中进行的对比实验验证了本文算法的正确性和有效性。

收稿日期:2013-10-14;修回日期:2013-12-27。 基金项目:兰州工业学院青年科技创新基金资助项目(13K-009)。

作者简介:杨凡(1982-),男,湖北竹溪人,助教,硕士,主要研究方向:人工智能、模式识别; 张磊(1979-),男,河南偃市人,讲师,硕士研究生,主要研究方向:智能信息处理。

1 Gabor 小波

Gabor 小波是经过高斯函数调制的复指数函数,通过将短时傅里叶变换的窗函数取为高斯函数得到,能够达到时频域测不准关系的下界,在函数的时域和频域同时具有最佳分辨率。Gabor 小波的核函数较好地模拟了哺乳动物视觉皮层简单细胞的二维感知域,能够捕捉二维图像在不同空间位置、频率及方向上的特性。Gabor 小波的核函数描述为:

$$\psi_{\mu,\nu}(z) = \frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{\mu,\nu}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[\exp(ik_{\mu,\nu}z) - \exp\left(\frac{-\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (1)$$

其中: μ 和 ν 分别代表核函数的方向和尺度; $z = (x, y)$, x, y 是二维坐标; $k_{\mu,\nu} = k_\nu \exp(i\varphi_\mu)$, $k_\nu = k_{\max}/f^\nu$, $\varphi_\mu = \pi\mu/8$, k_{\max} 是最大频率, f 是频域中 Gabor 小波核的尺度因子; $\|\cdot\|$ 是范数运算符。

设图像中某一像素点的灰度分布为 $p(x, y)$, 则提取该点在某一尺度 ν 和方向 μ 上的 Gabor 特征的方法为:

1) 计算式(2):

$$G(x, y, \nu, \mu) = p(x, y) * \psi_{\mu,\nu}(z) \quad (2)$$

其中: $*$ 是卷积运算, $\psi_{\mu,\nu}(z)$ 由式(1)得到。

2) 取式(2)的幅值作为 Gabor 特征。

2 Adaboost

Adaboost 是一种二分类学习算法,其基本思想是将训练得到的大量弱分类器通过一定的方法叠加后构成一个强分类器。算法描述如下:

- 1) 给定 N 个训练样本 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N)$, 其中: $y_i = 1$ 时 x_i 是正样本; $y_i = 0$ 时 x_i 是负样本。
- 2) 初始化样本权重: 当 $y_i = 1$ 时, $q_{1,i} = 1/2l$; 当 $y_i = 0$ 时, $q_{1,i} = 1/2m$ 。其中: l 是正样本个数, m 是负样本个数。
- 3) for $t = 1, 2, \dots, T$:

$$\textcircled{1} \text{ 归一化样本权重: } q_{t,i} = q_{1,i} / \sum_{j=1}^N q_{t,j}$$

② 对每个特征 f 训练弱分类器 h_f , 即确定偏置值 λ 和阈值 θ 使目标函数 ε_f 最小, 且

$$\varepsilon_f = \sum_{i=1}^N q_{t,i} |h_f(x_i, f, \lambda, \theta) - y_i| \quad (3)$$

其中 $h(x_i, f, \lambda, \theta) = \begin{cases} 1, & \lambda f(x_i) < \lambda \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$ 。

$$\textcircled{3} \varepsilon_t = \min(\varepsilon_f), h_t = (x_i, f_i, \lambda_i, \theta_i)。$$

④ 更新权重: $q_{t+1,i} = q_{t,i} \beta_i^{1-\varepsilon_i}$, 其中: 样本 x_i 分类正确时, $\varepsilon_i = 0$; 否则 $\varepsilon_i = 1, \beta_i = \varepsilon_i / (1 - \varepsilon_i)$ 。

4) 生成强分类器 $C(x)$:

$$C(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x_i, f_i, p_i, \theta_i) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (4)$$

其中 $\alpha_i = \ln(1/\beta_i)$ 。

3 人脸表情识别

由第1章可知,提取图像 Gabor 特征的过程就是对图像

中每个像素点的灰度分布与不同方向和尺度上的 Gabor 核函数进行卷积运算的过程,以 JAFFE (Japanese Female Facial Expression) 人脸表情库^[14]中的一幅图像为例,从 5 个尺度和 8 个方向提取其全部 Gabor 特征需要进行 $256 \times 256 \times 40 = 2621440$ 次卷积运算。显然,如果直接将所有特征都用于面部表情识别会产生如下问题:1) 得到的 Gabor 特征维数很高;2) 消耗大量时间进行卷积运算;3) 相邻像素的 Gabor 特征相关度高、信息冗余大。实际上,大部分特征对于表情分类的贡献并不大,只有少量特征对表情分类有较大贡献。

针对上述问题,本文利用 Gabor 核函数的参数给出 Gabor 参数矩阵定义,并将遗传算法的思想引入 Adaboost 改进其搜索性能,用于选择与参数矩阵中元素对应的最优特征并构建强分类器,在此基础上,给出多分类算法对面表情进行分类识别。

3.1 Gabor 参数矩阵

利用 Gabor 小波提取人脸图像特征时,通常会选取不同的尺度参数和方向参数来构造 Gabor 核函数。本文中 Gabor 核函数的参数分别设置为:尺度参数 $\nu \in [0, 4]$, 方向参数 $\mu \in [0, 7]$, $\sigma = 2\pi$, $k_{\max} = \pi/2$, $f = \sqrt{2}$, 并根据参数 ν, μ 和图像像素信息给出 Gabor 参数矩阵的定义,

定义 1 Gabor 参数矩阵是一个空间矩阵 G , 描述为:

$$G = (g_{ik})_{M \times N \times 40}$$

其中: g_{ik} 是矩阵元素, $M \times N$ 是原表情图像的尺寸, $k \in [0, 39]$, 下标 i, j 表示图像中某一像素点的坐标信息, k 包含了 Gabor 核函数中尺度 ν 和方向 μ 的参数信息, $\nu = \lfloor k/8 \rfloor$, $\mu = k - \nu \times 8$ 。图 1 是 Gabor 参数矩阵的空间示意图。

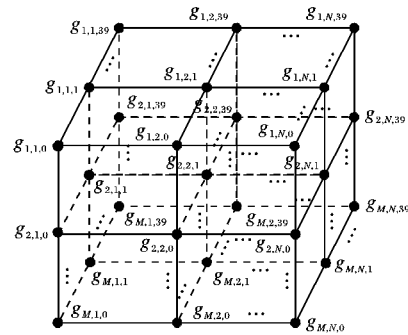


图 1 Gabor 参数矩阵

Gabor 参数矩阵的优点在于:1) 能够直观地表达面部图像像素与其 Gabor 特征之间的关系;2) 由 3.2.1 节可知, Gabor 参数矩阵不但便于对与其元素相应的个体进行进化操作,并且在计算特征时,只需计算出符合特定条件的元素的 Gabor 特征,而不用计算出所有特征,这样能够节省用于特征计算的时间。

3.2 特征选择

对图像的 Gabor 特征有选择地使用是降低特征维数和特征冗余并节省计算时间,从而提高算法整体性能的关键。本文将遗传算法的思想(染色体的选择、交叉和变异)引入 Adaboost 分类学习算法,从而通过个体进化的方法改进其搜索性能,并用于选择与 Gabor 参数矩阵元素对应的特征。

3.2.1 遗传操作与适应度函数

定义 2 个体 I 是一个四元组,描述为:

$$I = (i, j, \nu, \mu)$$

其中参数 i, j, ν, μ 的含义与定义1中相应参数的含义相同,并且由定义1可知,存在一个一对一映射 M , 能够将 Gabor 参数矩阵中的元素 g_{ijk} 映射到个体 I 。

$$M(g_{ijk}) = (i, j, \nu, \mu) = I$$

定义3 染色体 *chromosome* 是一个四元组,描述为:

$$\text{chromosome} = (T(i), T(j), T(\nu), T(\mu))$$

其中: T 是从十进制数到二进制数的变换, T^{-1} 是 T 的逆变换。

Gabor 参数矩阵中的元素经过映射和变换后,得到染色体中的四个基因 $T(i)$ 、 $T(j)$ 、 $T(\nu)$ 和 $T(\mu)$, 便于进一步实现个体及其相应特征的进化操作。

定义4 选择算子。选择算子根据个体的适应度值 ε 决定种群中的个体是否被选择进入下一代种群,其中,选择方式为:根据适应度值 ε 对种群中的个体从小到大进行排序,并选择序号为前5%的个体直接进入下一代种群。

定义5 交叉算子。交叉算子根据个体的适应度值 ε 决定种群中的个体是否进行交叉,其中,交叉方式为:根据定义4中排好的个体顺序,选择序号为中间6%~95%的个体,然后根据定义3对这些个体进行变换得到相应的染色体,将这些染色体随机进行两两配对,并将配对染色体中参与交叉的基因中的某一位二进制位进行交叉,再根据定义3进行逆变换,交叉产生的个体直接进入下一代种群。

定义6 变异算子。变异算子根据个体的适应度值 ε 决定种群中的个体是否进行变异,其中,变异方式为:根据定义4中排好的个体顺序,选择序号为最后5%的个体,然后根据定义3对个体进行变换得到染色体,并将染色体中参与变异的基因中的某一位二进制位进行变异,再根据定义3进行逆变换,变异后的个体直接进入下一代种群。

适应度函数是指导个体从非最优进化到最优的准则。本文构造的适应度函数描述为:

$$\varepsilon = \sum q \cdot |h(f, \lambda, \theta) - y| \quad (5)$$

其中: ε 是适应度值; q 是样本权重; y 是正负样本标记, $y = 1$ 表示正样本, $y = 0$ 表示负样本; $h(\cdot)$ 是对应于个体的弱分类器,描述为

$$h(f, \lambda, \theta) = \begin{cases} 1, & \lambda f \leq \lambda \theta \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

其中: θ 是阈值; λ 是正负偏置值; f 是参数矩阵中某个元素的 Gabor 特征, f 的计算方法描述为

$$f = A(\text{GWT}(M(g_{ijk}))) = A(\text{GWT}(I(i, j, \nu, \mu))) = A(p(i, j) * \psi_{\mu, \nu}(z)) \quad (7)$$

其中: A 是取幅值运算; $\text{GWT}(\cdot)$ 是 Gabor 小波变换; M 是定义2中的映射; $p(i, j) * \psi_{\mu, \nu}(z)$ 与式(2)含义相同, $p(i, j)$ 即 $p(x, y)$ 。

适应度函数的含义是:与个体 I 对应的弱分类器 h 对所有训练样本进行分类时所产生的错误权重的总和。 ε 的值越小说明某一个体对应的 Gabor 特征分类效果越好。

3.2.2 改进的 Adaboost

改进的 Adaboost 分类学习算法描述如下:

算法输入: 给定面部表情训练集(设集合中的样本尺寸

均为 $X \times Z$), 并根据定义1构建训练集中所有样本的 Gabor 参数矩阵, 从而得到 Gabor 参数矩阵集 $S = \{(G_1, y_1), (G_2, y_2), \dots, (G_N, y_N)\}$ 。其中: $y_\omega = 1$ 时, G_ω 代表正样本的参数矩阵; $y_\omega = 0$ 时, G_ω 代表负样本的参数矩阵; 正样本个数为 l , 负样本个数为 m , $\omega \in [1, N]$ 。

1) 初始化样本权重: 当 $y_\omega = 1$ 时, $q_{1, \omega} = 1/2l$; 当 $y_\omega = 0$ 时, $q_{1, \omega} = 1/2m$ 。

2) for $t = 1, 2, \dots, T$:

① 归一化样本权重: $q_{t, \omega} = q_{t, \omega} / \sum_{\eta=1}^N q_{t, \eta}$

② 第 t 次生成初始种群: 根据定义2, 随机生成 R 个个体 $I_r(i, j, \nu, \mu)$ 组成初始种群。其中: $r \in [1, R]$, $i = \text{random}(1, X)$, $j = \text{random}(1, Z)$, $\nu = \text{random}(0, 4)$, $\mu = \text{random}(0, 7)$, $\text{random}(\cdot, \cdot)$ 是随机函数。

③ 第 t 次初始化最优个体 $I_{\text{best}}(n)$, 其中 n 是随机生成的序号, $n \in [1, N]$ 。

④ 初始化数组 *Array*。

⑤ 调用子算法从种群中进化和选择出最优个体 $I_{\text{best}}(n)$ 。

⑥ 选择与最优个体 $I_{\text{best}}(n)$ 对应的弱分类器 h 作为第 t 轮循环的最优弱分类器 h_t , 即最优特征。

⑦ 选出第 t 轮的最优弱分类器 h_t 后, 更新 S 中所有样本(参数矩阵)的权重: $q_{t+1, \omega} = q_{t, \omega} \beta_t^{1-\varepsilon_\omega}$ 。其中: $\beta_t = \varepsilon_t / (1 - \varepsilon_t)$, 样本(参数矩阵) G_ω 分类正确时, $\varepsilon_\omega = 0$; 否则 $\varepsilon_\omega = 1$ 。

3) 通过式(4)构建强分类器 $C(x)$ 。

算法输出: 强分类器 $C(x)$ 。

子算法描述如下:

子算法输入: 第 t 次初始化的种群;

1) for $p = 1, 2, \dots, P$ (P 是迭代次数):

① for $r = 1, 2, \dots, R$ (R 是种群中个体的总数):

(a) 定义2的映射规则 M 能够将种群中第 r 个个体 I_r 与 S 中每一个 Gabor 参数矩阵中相应的元素进行映射, 从而使得能够根据式(5)计算出个体 I_r 的适应度值 $\varepsilon_{t, r}$, 即确定阈值 θ_r 、偏置值 λ_r 使个体 I_r 的适应度值最小, $\varepsilon_{t, r}$ 在这里具体表示为

$$\varepsilon_{t, r} = \sum_{\omega=1}^N q_{t, \omega} \cdot |h_r(f, \lambda_r, \theta_r) - y_\omega| \quad (8)$$

当 S 中第 ω 个 Gabor 参数矩阵 G_ω 的特征值 f 被选定为当前 I_r 下的阈值 θ_r 时, 同时将个体 I_r 及其适应度值 $\varepsilon_{t, r}$ 与参数矩阵所在的序号 ω 作关联记录。

(b) $p = 1$ 时, 将个体 I_r 及其关联记录写入数组 *Array* 的第 r 个分量中; $p \neq 1$ 时, 将个体 I_r 的适应度值 $\varepsilon_{t, r}$ 与 *Array* 第 r 个分量中的适应度值进行比较, 如果前者较小, 则将 *Array* 中第 r 个分量替换为前者及其关联记录, 否则 *Array* 不变。

② 选择 *Array* 中记录的最小适应度值与最优个体 $I_{\text{best}}(n)$ 的适应度值进行比较, 如果前者较小, 则将前者对应的个体 I_r 作为最优个体, 同时将 $I_{\text{best}}(n)$ 中 n 的值置为前者关联记录中 ω 的值, 否则 $I_{\text{best}}(n)$ 不变。

③ 根据定义4和 *Array* 中的适应度值对种群中的个体进行选择。

④ 根据定义5和 *Array* 中的适应度值对种群中的个体进行交叉, 参与交叉的基因是 $T(i)$ 、 $T(j)$ 、 $T(\nu)$ 和 $T(\mu)$ 中的任

意两个基因。

⑤ 根据定义 6 和 Array 中的适应度值对种群中的个体进行变异,参与变异的基因是 $T(i)$ 、 $T(j)$ 、 $T(v)$ 和 $T(\mu)$ 全体。

子算法输出:经过 P 次迭代后产生的最优个体 $I_{\text{best}}(n)$ 。

3.3 人脸表情识别算法

由文献[14]可知,基本的人脸表情分为 7 种。因此,本文针对 7 种面部表情进行分类识别。由 3.2.2 节可知,改进的 Adaboost 仍然是一个二分类学习算法,而识别不同的人脸表情需要多分类算法才能实现。本文结合 Gabor 参数矩阵和改进的 Adaboost 分类学习算法提出一种多表情分类识别算法。算法原理图如图 2 所示。

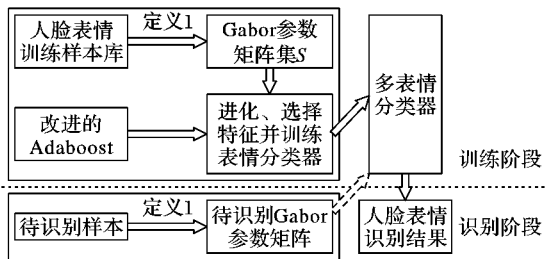


图2 人脸表情识别原理图

具体算法描述如下:

1) 给定人脸表情数据库,并根据定义 1 建立 Gabor 参数矩阵集 S ;

2) 根据改进的 Adaboost 分类学习算法训练 7 个强分类器,每一个强分类器将某一种表情和其他表情进行区分;

3) 根据定义 1 建立待识别样本的 Gabor 参数矩阵;

4) 将待识别 Gabor 参数矩阵分别送入 7 个训练好的强分类器进行分类识别。

对任一待识别样本,分类识别的结果有三种情况:1) 如果所有强分类器的输出结果都为 0,说明该表情不能被识别;2) 如果仅有一个强分类器输出为 1,则将该结果作为待识别样本的分类结果;3) 如果有 γ ($\gamma \geq 2$) 个强分类器的输出值都为 1,则对强分类器的分类权值 w_i 进行比较,并将权值最大的分类器的输出结果作为待识别样本的分类结果。分类权值 w_i 借鉴式(4)进行计算: $w_i = \sum_{t=1}^T \alpha_t h_t$ 。

4 实验结果与分析

软硬件环境: Intel Core i3 2.40 GHz CPU, 4 GB RAM, Windows 7 OS, Matlab R2012a。

人脸表情库: JAFFE 人脸表情库 + 自选人脸表情库。JAFFE 是由日本 Kyushu 大学建立的表情数据库,库中包含 10 个不同的人共 213 幅表情图像,规格统一为 256×256 像素的 8 位灰度图像,每人表现出 6 种基本表情(高兴、伤心、惊讶、生气、厌恶和害怕)以及中性表情;自选人脸表情库主要来自网上面部表情图像资源,规格为尺寸不统一的 8 位灰度图像,所表达的表情范围涵盖在上述 7 种表情之中。本文共选用 382 幅表情图像,涉及 20 个不同的人,其中 219 幅用作训练样本,163 幅用作待识别样本。

图像预处理:1) 对部分图像裁剪后保留其有效部分;2) 将所有图像归一化为 128×142 像素的 8 位灰度图;3) 对所有图像进行灰度归一化。图 3 是经过预处理的部分表情图像。

实验参数设置: Gabor 小波核的参数选取见 3.1 节, 3.2.2

节中算法的循环次数 $T = 100$, 即每个强分类器由 100 个弱分类器(即最优特征)组成,迭代次数 $P = 30$, 种群规模 $R = 50$ 。



图3 经过预处理的表情图像

实验采用与人相关的测试方法,将本文算法与现有的人脸表情识别算法在性能上进行了一些比较,结果如表 1 所示。

表1 四种算法的性能比较结果

算法代号	人脸表情识别算法	平均特征个数	最优平均识别率/%
1	Gabor + Fisher + SVM ^[5]		84.66
2	Gabor + Adaboost + SVM ^[8]	171	87.21
3	Gabor + 2DPCA + Adaboost-GPC ^[11]	182	91.51
4	本文算法(GPM + 改进 Adaboost)	100	89.67

从表 1 可以看出,算法 1 和算法 2 的平均识别率低于本文算法,分析可知,算法 1 采用的 Fisher 线性判别法在进行特征选择时由于本身固有的线性特性,会忽略对表情分类非常重要的非线性特征,因而识别率不高;算法 2 对图像的 Gabor 特征采样点进行人工标定,但事实上,人工标定点的 Gabor 特征不一定是最优特征,会影响算法的识别率;算法 3 的平均识别率略高于本文算法。但另一方面,从表 1 也可以看出,算法 2 和算法 3 达到最优识别率时分别需要 171 和 182 个最优特征,而本文算法在选取 100 个最优特征时就达到了最优识别率,明显提高了最优特征的选取效率。分析可知,这是由于传统 Adaboost 采用穷举搜索的方式进行特征选择,消耗了大量的计算时间,影响了算法选取最优表情分类特征的效率。综上所述,本文算法利用改进的 Adaboost 在 GPM 中以自动搜索的方式选择与矩阵元素对应的最优特征,避免了算法 2 中人工标定采样点存在的不足,并利用 Adaboost 自身的特点对最优特征以特定的方式叠加形成强分类器,从而避免了算法 1 中采用 Fisher 法进行特征选择的缺点,同时通过改进传统 Adaboost 的穷举搜索方式提高了最优特征的选取效率,因而具有较好的整体性能。

5 结语

本文提出一种基于 Gabor 参数矩阵与改进 Adaboost 的人脸表情识别算法。在定义 Gabor 参数矩阵并引入遗传算法改进 Adaboost 搜索性能的基础上,利用改进的 Adaboost 选取 Gabor 参数矩阵中的最优 Gabor 特征并构建强分类器,进而提出多表情分类算法实现面部表情的分类识别。基于 Matlab 仿真环境进行对比实验的结果表明,本文算法具有较好的表情识别性能。但实验中也发现本文算法对于有遮挡物以及非正面人脸的面部表情识别效果较差,这些问题将是下一步工作的重点内容。

参考文献:

- [1] JIANG B, JIA K, YANG G. Research advance of facial expression recognition [J]. *Computer Science*, 2011, 38(4): 25-31. (蒋斌, 贾克斌, 杨国胜. 人脸表情识别的研究进展[J]. *计算机科学*, 2011, 38(4): 25-31.)
- [2] WU T, FU S, YANG G. Survey of the facial expression recognition research [C]// *BICS 2012: Proceedings of the 2012 International Conference on Brain Inspired Cognitive Systems*, LNCS 7366. Berlin: Springer, 2012: 392-402.
- [3] DAUGMAN J G. Complete discrete 2-D Gabor transforms by neural networks form image analysis and compression [J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1988, 36(7): 1169-1179.
- [4] FAZLI S, AFROUZIAN R, SEYEDARABI H. High-performance facial expression recognition using Gabor filter and probabilistic neural network [C]// *ICIS 2009: Proceedings of the 2009 IEEE International Conference on Intelligent Computing and Intelligent Systems*. Piscataway: IEEE, 2009: 93-96.
- [5] LIU S, WANG L. Facial expression recognition algorithm based on local Gabor wavelet automatic segmentation [J]. *Journal of Computer Applications*, 2009, 29(11): 3040-3043. (刘珊珊, 王玲. 基于自动分割的局部 Gabor 小波人脸表情识别算法[J]. *计算机应用*, 2009, 29(11): 3040-3043.)
- [6] ZHANG Z, ZHAO Z, YUAN T. Expression recognition based on 2D multi-scale block local Gabor binary patterns [J]. *Journal of Computer Applications*, 2010, 30(4): 964-966. (张铮, 赵政, 袁甜甜. 基于二维多尺度局部 Gabor 二进制模式特征的表情识别[J]. *计算机应用*, 2010, 30(4): 964-966.)
- [7] LIU L, KUANG G. Overview of image textural feature extraction methods [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(4): 622-635. (刘丽, 匡纲要. 图像纹理特征提取方法综述[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(4): 622-635.)
- [8] ZHU J, SU G, LI Y. Facial expression recognition based on Gabor feature and Adaboost [J]. *Journal of Optoelectronics · Laser*, 2006, 17(8): 993-998. (朱健翔, 苏光大, 李迎春. 结合 Gabor 特征与 Adaboost 的人脸表情识别[J]. *光电子·激光*, 2006, 17(8): 993-998.)
- [9] FREUND Y, SCHAPIRE R E. A decision-theoretic generalization of on-line learning and an application to boosting [J]. *Journal of Computer and System Sciences*, 1997, 55(1): 119-139.
- [10] YAO W, SUN Z, ZHANG Y. Optimal Gabor feature for facial expression recognition [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2008, 20(1): 79-84. (姚伟, 孙正兴, 张岩. 面向脸部表情识别的 Gabor 特征选择方法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2008, 20(1): 79-84.)
- [11] LI W, HE F, QIAN Y, et al. Facial expression recognition based on Adaboost - Gaussian process classification [J]. *Journal of Zhejiang University: Engineering Science*, 2012, 46(1): 79-83. (李文书, 何芳芳, 钱运涛, 等. 基于 Adaboost - 高斯过程分类的人脸表情识别[J]. *浙江大学学报: 工学版*, 2012, 46(1): 79-83.)
- [12] OWUSU E, ZHAN Y, MAO Q R. A neural-Adaboost based facial expression recognition system [J]. *Expert System with Applications*, 2014, 41(7): 3383-3390.
- [13] BIAN X, MI L. Development on genetic algorithm theory and its applications [J]. *Application Research of Computers*, 2010, 27(7): 2425-2434. (边霞, 米良. 遗传算法理论及其应用研究进展[J]. *计算机应用研究*, 2010, 27(7): 2425-2434.)
- [14] LYONS M, AKAMATSU S, KAMACHI M, et al. Coding facial expressions with Gabor wavelets [C]// *FG '98: Proceedings of the Third IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 1998: 200-205.
- [15] SOBOTTKA K, PITAS I. A novel method for automatic face segmentation, facial feature extraction and tracking [J]. *Signal Processing: Image Communication*, 1998, 12(3): 263-281.
- [16] BAE H, KIM S, WANG B H, et al. Flame detection for the steam boiler using neural networks and image information in the Ulsan steam power generation plant [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2005, 53(1): 338-348.
- [17] WANG Y J, YUAN B Z. A novel approach for human face detection from color images under complex background [J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(10): 1983-1992.
- [18] SHEN Y. Face detection in color images [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2010. (申玉玉. 彩色图像中的人脸检测[D]. 南京: 南京理工大学, 2010.)
- [19] CHEN Z X, LIU C Y, CHANG F L, et al. Fast face detection algorithm based on improved skin-color model [J]. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 2013, 38(3): 629-635.
- [20] HSU R L, MOHAMED A M, JAIN A K. Face detection in color images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(5): 696-706.
- [21] BROWN D, CRAW I, LEWTHWAITE J. A SOM based approach to skin detection with application in real time systems [C]// *Proceeding of British Machine Vision Conference*. Manchester: BMVA Press, 2001: 491-500.
- [22] SEOW M J, VALAPARLA D, ASARI V K. Neural network based skin color model for face detection [C]// *Proceeding of the 32nd Applied Imagery Pattern Recognition Workshop*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2003: 141-145.
- [23] PHUNG S L, CHAI D, BOUZERDOUM A. A universal and robust human skin colour model using neural network [C]// *Proceeding of the 2001 International Joint Conference on Neural Network*. Piscataway, IEEE, 2001: 2844-2849.
- [24] SEBE N, COHEN I, HUANG T S, et al. Skin detection: a Bayesian network approach [C]// *Proceeding of the 17th International Conference on Pattern Recognition*. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2004: 903-906.
- [25] FRIEDMAN N, GEIGER D, GOLDSZMIDT M. Bayesian network classifiers [J]. *Machine Learning*, 1997, 29(2/3): 131-163.
- [26] JONES M J, REHG J M. Statistical color models with application to skin detection [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 46(1): 81-96.
- [27] KIM C, CHOI S I, TURK M, et al. A new biased discriminant analysis using composite vectors for eye detection [J]. *IEEE Transactions on Systems Man and Cybernetics: Part B-Cybernetics*, 2012, 42(4): 1095-1106.
- [28] ZHOU Z H, GENG X. Projection functions for eye detection [J]. *Pattern Recognition*, 2004, 37(5): 1049-1056.
- [29] WU J X, ZHOU Z H. Efficient face candidates selector for face detection [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(5): 1175-1186.
- [30] LIANG L, AI H, HE K, et al. Face detection based on the matching of multiple related templates [J]. *Journal of Software*, 2001, 12(1): 94-102. (梁路宏, 艾海舟, 何克忠, 等. 基于多关联模板匹配的人脸检测[J]. *软件学报*, 2001, 12(1): 94-102.)

(上接第 1133 页)