

改进的 AdaBoost 在表情识别中的应用*

张磊, 赵晓安, 于明

(河北工业大学 计算机科学与软件学院, 天津 300401)

摘要: 考虑到人脸表情识别问题在未来的科学应用中可能出现的样本分布不均匀的情况, 在提高识别率的基础上, 针对这类问题进行了实验研究, 将一种改进的 AdaBoost 算法与 SVM 结合运用到表情分类当中。实验结果表明, 在出现稀有样本的情况下, 相对于普通的 AdaBoost 训练 SVM 以及单纯的 SVM 进行多分类的方法, 该算法在识别率方面有了很大提高。

关键词: 人脸表情识别; 预处理; Gabor 变换; IAdaBoost

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)19-0036-04

Improved application of AdaBoost in expression recognition

Zhang Lei, Zhao Xiaohan, Yu Ming

(School of Computer Science and Engineering, Hebei University of Technology, Tianjin 300401, China)

Abstract: Taking into account the uneven sample distribution of facial expression recognition problem that may appear in scientific applications in the future, experimental study of such problems is done on the basis of improving the recognition rate, and it combines the improved AdaBoost algorithm and SVM, which is applied to the expression classification. The experimental results show that the algorithm has been greatly improved in terms of recognition rate in the case of appearing rare samples, by comparing to ordinary AdaBoost training SVM and simple SVM multi-classification method.

Key words: facial expression recognition; pretreatment; Gabor transform; IAdaBoost

对人类面部的表情本质信息进行特征的提取分析, 并利用人类的认知和思维方式对其归类及理解, 参考人们在情感方面所具有的先验知识让计算机思考和推理, 从而据此从人们的面部表情中分析并理解他们的情绪, 这就是人类面部表情识别所要做的工^[1]。

本文采用一种改进的 AdaBoost 算法^[2]与支持向量机^[3]组合的分类方法, 使其能够处理多分类的表情问题, 采用该方法的^{最大优点是能够在实验的训练过程中考虑分布稀疏样本的重要性, 使得稀有类别中的样本也能具有较高权值, 并且采用了规则抽样的方法, 使得其可以较大概率地被选中, 这样在之后的迭代过程中更容易被抽到, 从而可以有效避免分类器忽视稀有类这一现象的发生, 使稀有类样本正确划分更有利。}

之所以采用这种分类, 是因为所研究的表情分类问题, 其最终目的还是要应用到实际生活当中, 六类表情

在人们的生活当中出现的概率肯定是不尽相同的, 像厌恶、悲伤的表情还是要比高兴少, 当出现样本分布不均匀的分类情况下, 本文研究的算法就可能体现出价值。

1 系统概要

通常来说, 把一个完善的人脸表情识别过程分成人脸的检测过程、人脸本质特征的提取过程以及表情的分类过程 3 个小环节。因此, 如果建立一个正常的表情识别系统, 第一步需要对人们的面部进行检测和定位^[4], 其后通常还有一个预处理^[5]的过程, 进行预处理的主要目的是尽量除去图像因采集因素差异而造成的不同, 确保了图像能有一个同等的实验环境, 这样再进行表情识别的研究, 就可以有效地提高识别的效率。第二步把静态图像或动态的视频序列中能表征人脸表情本质的信息提取出来, 其后通常有一个二次特征降维^[6]的过程, 来进一步降低提取特征的维数。第三步进行特征分类^[7], 即将输入到系统的人脸表情正确地分类到相应的类中。系统核心框架如图 1 所示。

* 基金项目: 河北省教育厅重点基金项目 (ZD200911)

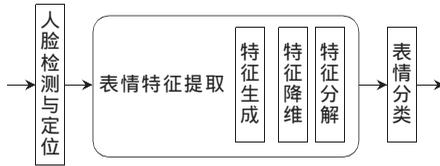


图1 人脸表情识别系统核心框架

1.1 人脸检测

目前,已有很多的人脸检测算法,本文采用由 Paul Viola 等人提出的基于 Haar 小波基函数的矩形特征与级联的 Boosted 机器学习相结合的对象探测算法进行人脸检测。首先利用样本(大约几百幅样本图片)的 Haar 特征进行分类器的训练,得到一个级联 Boosted 分类器,分类器训练完以后,就可以应用于输入图像中的感兴趣区域的检测。为了检测整幅图像,可以在图像中移动搜索窗口,检测每一个位置来确定可能的目标。为了搜索不同大小的目标物体,分类器被设计为可以进行尺寸改变,这样,为了在图像中检测未知大小的目标物体,扫描程序通常需要用不同比例大小的搜索窗口对图像进行多次扫描。

Intel 开源 OpenCV 计算机视觉库已经有效地实现了该算法。本文利用 OpenCV 库函数进行人脸检测,从输入图像中获取人脸的位置和尺寸信息。为了有效地检测到人脸位置,又不致于使检测扫描的次数过多影响系统运行时间,本文在日本 ATR 女性表情数据库(JAFFE)^[8]和 CMU 的 Cohn-KanadeAU 表情数据库^[9]上进行了人脸检测的实验。首先对图像库待检测的图像进行了分析计算,以获取图像类 Haar 特征^[10],再利用训练好的 AdaBoost 算法来处理这些得到的类 Haar 特征,以检测待测图像,最终显示出了人脸的具体位置。在日本 ATR 女性表情数据库(JAFFE)上所做实验的部分检测结果如图 2 所示。

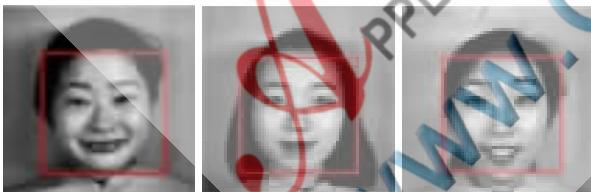


图2 JAFFE 上人脸检测结果

1.2 图像预处理

因为采集设施的差异、光照因素的不同以及环境背景的变换等因素会影响到所输入到系统的图像,因此,在进行表情特征提取前,检测获取的人脸区域还需要进行另外的一些处理,这就是通常所讲的预处理操作。

图像的预处理步骤通常包括了尺寸的归一化、噪声的去除以及灰度的均衡化等,正如前文所说,这样做的目的是尽量消除图像采集因素间的差异,以确保图像能有一个同等的实验环境,这样再进行表情识别的研究,就可以有效地提高识别的效率。

本文采用的图像预处理大致步骤如图 3 所示。

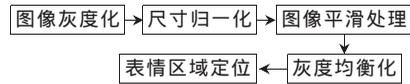


图3 图像预处理步骤

2 特征提取和降维

2.1 Gabor 特征提取

由 Gabor 函数经过尺度的伸缩及旋转而生成的一组复函数系,称为 Gabor 小波^[11],其具有的多分辨率特性以及良好的时频局部化特征,使得它可以提取到待测图像局部细微的变化,因此,它很适合于人脸表情特征提取。此外,其对于光照的变化不敏感,具有较好的光照性。

被用作提取特征和表征图像的方法,Gabor 滤波器在图像分析、图像识别等领域得到了很大程度的应用,这里关于它的原理就不再赘述,主要说下本文的思路和实现。

假如对整个待测的图片直接做 Gabor 变换^[12],经过实验得到的维数是非常大的,因此为了便于后续的表情分类,可以设想,由于人们的每一种表情其实主要是在眉毛、眼和嘴部等这些个最能代表面部表情特征的区域进行了较为集中的展现,因此就可以对第一步人脸检测过程中,通过图像的预处理已经定位出的表情区域进行有目的的选择,即选择最能代表人脸表情本质信息的区域,并对这些个区域进行一些网格化的处理。这样不但可以使特征向量的维数有效地减少,还保留了原始表情本质信息的有效性。经过试验比对,最终选取了 Gabor 的核函数窗口为 61×61 ,变换频率总数为 3,变换方向总数为 7 的情况来获得最佳的识别率。而对于表情区域的网格化,则选取了眼部区域尺寸为 35×42 ,嘴部区域尺寸为 28×63 ,表情的子网格颗粒尺寸为 7×7 的情况来获取最佳的识别率。Gabor 滤波器提取表情特征的大致步骤如图 4 所示。

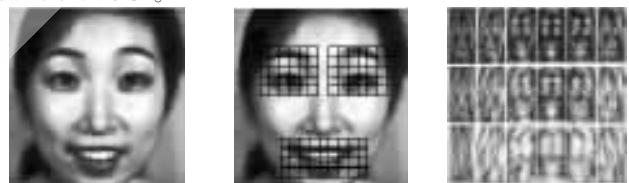


图4 Gabor 滤波器提取表情特征

2.2 AdaBoost 二次降维

虽然区域化选择表情特征使得提取到的特征图像维数有了一定程度的降低,但是对于识别分类的要求而言,其维数还是比较高的,因此,本文又选取了 AdaBoost 的修改算法进行二次降维。在这个过程中,令每一个弱分类器仅仅对应于 1 个特征,并且由特征值大小来对分类进行判断,这样一来,Adaboost 对于弱分类器的挑选过程也就成了对于特征的挑选过程。整个特征提取的过程如图 5 所示。



图5 特征提取总过程

3 基于改进的 AdaBoost 算法的表情分类

3.1 AdaBoost 算法

AdaBoost 算法是一种分类器算法。具体来说, AdaBoost 学习算法的核心思想是从一个很大的特征集中选择很小的一部分关键的视觉特征,从而产生一个及其有效的分类器。它利用大量的分类能力一般的简单分类器通过一定的方法叠加(Boost)起来,构成一个分类能力很强的强分类器,再将若干个强分类器串联成为分级分类器(Classifier Cascade)完成图像搜索检测。串联的级数依赖于系统对错误率和识别速度的要求。这种用“Cascade”来不断组合成更复杂的分类器的方法可以使图像的背景区域能够很快地被排除掉,而将更多的计算花费在更有希望成为目标的区域。对于每一种特征而言,弱学习器决定弱分类器的最佳的门限值,使其具有最小的误分样本数。全部的检测过程的形式就是这样的一个退化的决策树。

一个弱分类器 $h_j(x)$ 由一个特征 f_j 、一个门限值 θ_j 和一个只是不等式方向的校验器 p_j 构成。

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & p_j f_j(x) < \theta_j \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

利用 AdaBoost 算法学习的大致流程如下:

(1) 给定例子集合及它们的初始权重 ω_1 。

(2) 对每一个 $t=1, \dots, T$ (其中 T 为训练的次数), 首先, 归一化权重 ω_t , 对于每一个特征 j , 按照上面方法生成与权重样本相应的简单分类器 h_j ; 然后, 计算相对于当前权重的误差, 选择具有最小误差的简单分类器 h_t 加入到强分类器; 最后, 更新每个样本所对应的权重 ω_{t+1} 。

(3) 获得最终的强分类器 $h(x)$ 。

3.2 IAdaBoost 算法

本文采用把 AdaBoost 应用到 SVM 的多类分类方法, 不同之处是对 AdaBoost 中随机抽样的方法做了改进, 采用了规则的抽样方法来提高分类器的泛化能力, 把按照这样的方法改进的 AdaBoost 算法叫做 IAdaBoost 算法^[13]。

IAdaBoost 是利用 AdaBoost 迭代的的思想训练支持向量机的基分类器。AdaBoost 本身用的是抽样处理, 即把自助的样本集从原始的数据集中提取出来, 并自适应地进行多轮迭代, 但该算法在建立稀有类的分类模型上有局限性, 而 IAdaBoost 可以很好地解决此类问题。它使用了规则抽样, 并用样本所在类的规模来标记样本的初始权重, 赋予了稀有类样本比较高的权值, 使得这些样本能够拥有较大的概率在规则抽样中被选中, 并且在迭代过程中较容易被抽到, 从而使得分类器忽视稀有类的现象得以避免。可见, IAdaBoost 算法在处理具有稀有类的

分类问题上, 相比 AdaBoost 算法有了改进。

对于一对多的 SVM, 轮换着把其中的任意一类视为正类, 其他类视为负类, 令 $\{(x_j, y_j) | j=1, 2, \dots, N\}$ 为含有 N 个训练样本的集合。倘若有 m 类, 则进行 m 次的如下步骤:

(1) 对正类的类中心向量用公式 $Center_i = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^{N_i} D_{ij}$ 来

进行计算, 其中 N_i 为基分类器第 C_i 类中文本的数目, D_{ij} 为类别为 C_i 的第 j 个文本向量。类中心向量表示了各个样本向量的平均;

(2) 对负类样本到正类集的欧氏距离用公式 $d(n_i,$

$Center_Y) = \|n_i - \sum_{i=1}^Y D_i\|$ 来进行计算, 其中 Y 为正样本集, N 为负样本集, n_i 表示样本。

依据欧氏距离选取与正类数目相当的负类样本, 做如下步骤:

(1) $\omega = \{\omega_j = \frac{1}{C_n} | j=1, 2, \dots, N\}$ (对 N 个样本权值初始化, C_n 为样本所属类中样本的个数)

(2) 迭代次数用 k 表示

(3) for $i=1$ to k do

(4) 依据 ω , 对 D 进行抽样产生训练集 D_i

(5) 把基分类器 C_i 在 D_i 上进行训练

(6) 把原训练集 D 中的所有样本用 C_i 来进行分类

(7) 加权误差由 $\varepsilon_i = \frac{1}{C_n} \sum_{i=1}^N w_j \delta(C_i(x_i) \neq y_i)$ 来进行计算

(8) if $\varepsilon_i > 0.5$ then,

(9) $\omega = \{\omega_j = \frac{1}{C_n} | j=1, 2, \dots, N\}$. (对 N 个样本的权值

重新设置)

(10) 返回(4)

(11) end if $\alpha_i = \frac{1}{2} \ln \frac{1-\varepsilon_i}{\varepsilon_i}$

(12) 由 $\omega_i^{j+1} = \frac{\omega_i^j}{z_j} \times \begin{cases} e^{-\alpha_j} \\ e^{\alpha_j} \end{cases}$ 对每个样本的权值进行调整

(13) end for

$C^*(x) = \arg \max_{i=1}^k \sum a_i \delta(C_i(x) = y)$ (组合分类器最终的

结果由基分类器的预测加权得到)

4 实验与分析

在日本 ATR 女性表情数据库和 CMU 的 Cohn-KanadeAU 表情数据库上针对除中性之外的六种表情, 进行了两组对照试验, 即在表情数据库上做每类样本大致同时和某几类样本明显减少时的对照试验来检测本文方法的可行性。本文将悲伤和厌恶两类样本作为稀有样本, 将其样本数量减少至一半, 这也是主要考虑到在以后的社会应用中, 此类样本出现的概率肯定要比

高兴等其他表情要少,凸显了本文的研究目的。在日本 ATR 女性表情数据库上进行的不同算法多次实验的平均识别水平如表 1 和 2 所示,在 CMU 的 Cohn-KanadeAU 表情数据库上进行的不同算法多次实验的平均识别水平如表 3 和 4 所示。

表 1 样本大致相同时不同算法的识别率对比(ATR)

算法	高兴/%	惊奇/%	恐惧/%	愤怒/%	悲伤/%	厌恶/%
SVM	82.4	83.3	77.8	79.5	78.6	79.7
AdaBoost+SVM	88.4	89.2	87.7	88.4	83.2	88.5
IAdaBoost+SVM	89.5	89.6	88.1	88.8	88.6	88.9

表 2 出现稀有样本时不同算法的识别率对比(ATR)

算法	高兴/%	惊奇/%	恐惧/%	愤怒/%	悲伤/%	厌恶/%
SVM	82.4	83.3	77.8	79.5	78.6	79.7
AdaBoost+SVM	88.4	89.2	87.7	88.4	83.2	88.5
IAdaBoost+SVM	89.4	89.3	87.9	88.3	91.7	92.1

表 3 样本大致相同时不同算法的识别率对比(CMU)

算法	高兴/%	惊奇/%	恐惧/%	生气/%	悲伤/%	厌恶/%
SVM	83.3	85.1	82.1	83.1	82.7	82.5
AdaBoost+SVM	89.4	90.2	89.2	90.1	89.9	89.5
IAdaBoost+SVM	90.4	90.5	89.4	90.1	89.8	89.7

表 4 出现稀有样本时不同算法的识别率对比(CMU)

算法	高兴/%	惊奇/%	恐惧/%	生气/%	悲伤/%	厌恶/%
SVM	83.3	85.1	82.1	83.1	82.7	82.5
AdaBoost+SVM	89.4	90.2	89.2	90.1	89.9	89.5
IAdaBoost+SVM	90.5	91.2	89.8	90.1	92.8	93.1

本文针对人脸表情识别问题在未来的科学应用中可能出现的样本分布不均匀的情况,在提高识别率的基础上,采用 IAdaBoost 训练 SVM 的多分类方法很好地解决了这一问题,在实验中使用规则抽样,并用样本所在类的规模来标记样本的初始权重,赋予了稀有类样本比较高的权值,使得这些样本在规则抽样中被选中的概率较大,并且在迭代过程中较容易被抽到,从而使得分类器忽视稀有类的现象得以避免,并达到了很好的效果。

参考文献

- [1] 王志良,陈锋军,薛为民.人脸表情识别方法综述[J].计算机应用与软件,2003,20(12):63-66.
[2] 武妍,项恩宁.动态权值预划分实值 Adaboost 人脸检测

算法[J].计算机工程,2007,33(3):208-209.

- [3] 应自炉,唐京海,李景文.支持向量鉴别分析及在人脸表情识别中的应用[J].电子学报,2008,36(4):725-730.
[4] 梁路宏,艾海舟.人脸检测研究综述[J].计算机学报,2002,25(5):449-458.
[5] 孔凡芝,张兴周,谢耀菊.基于 Adaboost 的人脸检测技术[J].应用科技,2005,32(6):7-9.
[6] 王志良,刘芳,王莉.基于计算机视觉的表情识别技术综述[J].计算机工程,2006,32(11):231-233.
[7] 章品正,王征,赵宏玉.面部表情特征抽取的研究进展[J].计算机工程与应用,2006,38(9):38-42.
[8] LYONS M, BUDYNEK J, AKAMASTU S. Automatic classification of single facial images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(12): 1357-1362.
[9] KANADE T, COHN J F, TIAN Y. Comprehensive database for facial expression analysis [C]. Proceedings of the Fourth International Conference of Face and Gesture Recognition, Grenoble, France, 2000: 46-53.
[10] LIENHART R, MAYDT J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection [C]. IEEE ICIP 2002, 2002, 1: 900-903.
[11] 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):111-1169.
[12] 王化勇,李昕.基于改进的 Gabor 和 ADABOOST 的人脸表情识别[J].辽宁工业大学学报(自然科学版),2010,30(1):17-19.
[13] 李亚军,刘晓霞,陈平.改进的 AdaBoost 算法与 SVM 的组合分类器[J].计算机工程与应用,2008,44(32):140-142.

(收稿日期:2012-07-01)

作者简介:

张磊,男,1986年生,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

赵晓安,女,1950年生,教授,主要研究方向:计算机科学。