

基于 Gabor 直方图特征和 MVBoost 的人脸表情识别

刘晓旻 章毓晋

(清华大学电子工程系 北京 100084)

(zhangyj @ee. tsinghua. edu. cn)

Facial Expression Recognition Based on Gabor Histogram Feature and MVBoost

Liu Xiaomin and Zhang Yujin

(Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084)

Abstract In this paper, the Gabor transform is combined with the hierarchical histogram to extract facial expressional features, which could hierarchically represent the change of texture in local area, and thus capture the intrinsic facial features involved in facial expression analysis. In addition, Gabor transform is relatively less sensitive to the change of lighting conditions and can thus tolerate certain rotation and deformation of images. All these properties make this representation scheme quite robust in various conditions and more powerful than traditional representation scheme using 1-D Gabor coefficients. With the histogram feature used, a weak classifier which uses vectors as input and multi-class real values as output is designed to classify facial expression. This weak classifier has been embedded into the multi-class real AdaBoost algorithm to meet the request of multi-class classification of facial expression. The resulted method (named MVBoost) directly assigns a multi-class label to every input image. Thus it needs not to train many two-class classifiers to meet the request of multi-class classification. The training process and classification process are both simplified. Experiments conducted on common database show the efficiency and effectiveness of the proposed technique. It is expected that this new technique will make contribution to fast and robust facial expression recognition.

Key words facial expression recognition; histogram; Gabor feature; classifier; boost method

摘要 提出采用 Gabor 变换与分级直方图统计相结合的方法来提取表情特征,以分层次反映局部区域内纹理变化的信息。这比仅用一维的 Gabor 系数具有更强的特征表示能力。借助直方图特征,还设计了向量输入、多类连续输出的弱分类器,并嵌入到多类连续 AdaBoost 的算法框架中,得到了向量输入、多类输出的 MVBoost 方法。该方法直接对特征进行多类的判决以满足多类时分类的需求,而不必训练多个二分类的 AdaBoost 分类器,从而使训练过程和分类过程都得到简化。

关键词 表情识别;直方图;Gabor 特征;分类器;Boost 方法

中图法分类号 TP391.4

人脸表情识别的目标是在人脸图像的范围内提取出对表情识别有利的特征,并据此进行表情图像的分类工作。该工作可分为 3 个步骤:人脸检测、表情特征提取和表情分类^[1]。其中的一个难点就是如何提取出完整、鲁棒、紧凑而富有区分性的表情特征,以提高分类的准确程度。

提取几何特征的方法由于受到图像质量和计算精度的影响,很难在实际应用中得到准确可靠的结果,因而较少出现完整的实用性系统。在一些应用几何特征点进行识别的方法中,这些点往往通过手工标注得到^[2],或者在视频第一帧中^[3]由交互式的方法得到。近年,基于外貌 (appearance based) 的方法

收稿日期:2006-08-29;修回日期:2007-04-29

基金项目:国家自然科学基金项目(60573148)

得到研究. 由于该类特征的维数过高且有冗余, 还需要进一步的特征提取或选择^[4].

在表情分类方面, 数据驱动和机器学习的方法得到越来越多的重视. 其中, AdaBoost 分类方法通过在样本集上训练一系列弱分类器, 将他们的输出组合成强分类器, 而在分类的过程中同时也进行特征(弱分类器)的选择. 最终 AdaBoost 可以用较少的特征数目取得优越的分类性能, 同时在速度方面比 SVM 更接近实时的要求. 例如, 文献[5]使用 Viola 等人提出的类似 Harr 小波的积分图像来提取特征, 然后用一维的连续查找表型弱分类器和多类的连续 AdaBoost 算法(multi-class)进行特征选择. 文献[6]使用了比 Harr 特征更复杂一些的特征, 从所有可能的 3×3 模板中选择分类性能最佳的 35 种特征, 实验证明比 Harr 特征具有更好的区分性. 文献[7]提取人脸的 Gabor 特征, 并使用 AdaBoost 选出特征的子集, 再使用 SVM 进行分类, 也取得了较好的效果.

为进一步提高性能和效率, 采用了将 Gabor 变换系数和直方图相结合的特征提取方法, 并针对直方图特征的特点, 设计了向量输入、多类输出的连续型弱分类器应用到多类连续 AdaBoost 算法中. 由于该算法不需要训练多个二分类分类器, 因此节约了训练时间并简化了分类算法结构. 同时, 它将 Gabor 特征与分级的直方图结合起来, 可以多层次、多分辨率地表示人脸局部的以及局部邻域内的特征.

1 基于 Gabor 变换的人脸表情特征提取

1.1 Gabor 变换

Gabor 变换是一种加 Gauss 窗的 Fourier 变换. 它由一组不同尺度、不同方向的滤波器组成, 可以分析各个尺度和方向上图像的灰度变化, 还可以进一步检测物体的角点和线段的终点等. Gabor 变换具

有良好的时频局部化特性和多分辨率特性及变焦能力. 在表情特征提取方面, Gabor 变换具有提取图像局部细微变化的能力, 这与表情信息主要体现在局部的特点非常符合. 另一方面, Gabor 变换对光照变化不敏感, 且能容忍一定程度的图像旋转和变形, 具有较好的鲁棒性.

二维的 Gabor 变换的核函数可以有多种不同的选取方法, 这里选择了与文献[2]相同的核函数, 表示如下:

$$j(x) = \frac{k_j^2}{2} \exp\left[-\frac{k_j^2 x^2}{2}\right] \left[\exp(i k_j x) - \exp\left(-\frac{2}{2}\right) \right], \quad (1)$$

其中, i 为复数算子, 定义了小波滤波器的带宽, 可取 $\sigma = 2$. k_j 定义为: $k_j = k_v (\cos \theta, \sin \theta)^T$, 其中 $k_v = 2^{-(v+2)/2}$, 表示不同的核频率. 具体可取 $v = 0, 1, 2$. θ 表示不同方向, 每种核频率可进一步衍生出 6 个方向, 即 $\theta = 0, \pi/6, 2\pi/6, 3\pi/6, 4\pi/6, 5\pi/6$.

定义了一组 Gabor 滤波器之后, 使用这些核函数与表情图像进行卷积:

$$J_j(x) = \int I(x) j(x - x') d^2 x', \quad (2)$$

每个核函数得到的结果构成了一个 Gabor 系数图, 用 18 个核函数进行滤波之后, 一共得到了 18 个 Gabor 系数图.

1.2 基于 Gabor 变换和分级直方图的表情特征表示

Gabor 滤波器在局部分析纹理变化方面的能力非常强, 但却缺乏表示全局特征的能力. 直方图是一种常用的表示图像全局特性的特征, 将之与 Gabor 滤波器结合可达到互补的效果. 不过直接对全图像使用直方图特征将会丢失很多结构上的细节. 为此对图像进行了逐级的分块, 并将 Gabor 系数和直方图统计的方法在每个块区域中结合起来, 如图 1 所示:

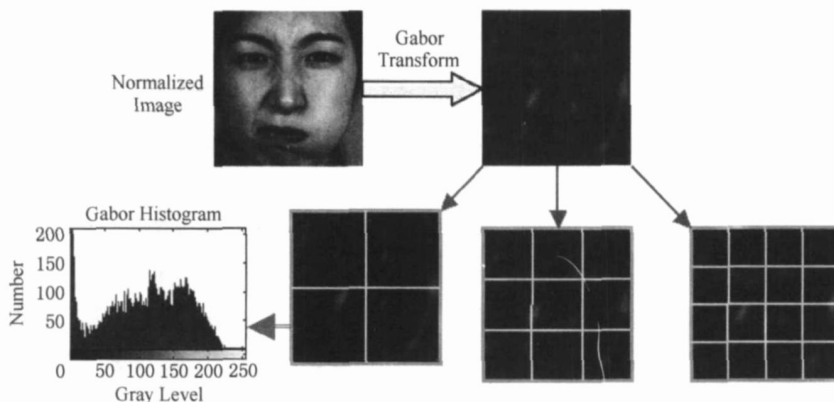


Fig. 1 Hierarchical histogram representation based on Gabor features.

图 1 基于 Gabor 特征的分级直方图表示

具体就是分别对每一个块区域内的 Gabor 系数计算其直方图分布,最终得到的特征为 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$,其中每个 x_i 表示一个块所对应的直方图,反映了这一局部区域内整体灰度变化的特征.与直接使用 Gabor 系数相比,该特征包含了更多邻域内的信息,而且分级分块同时兼顾了局部的细微变化和整体的变化.

2 基于 AdaBoost 的向量输入多类输出分类器

2.1 多类 AdaBoost 算法

文献[8]将二分类的 AdaBoost 算法用于人脸检测问题,取得了很好的效果.一些目标检测问题如行人检测都属于二分类的问题,使用二分类的 AdaBoost 算法就可解决.但在表情识别中,表情的类别可能为 7 种基本表情或者是若干种 AU 的组合,因此涉及到多类的识别问题.一般解决此类问题仍使用二分类的 AdaBoost 分类器,通过训练多个二分类的分类器并给出投票的结果.例如对于 k 类的问题,可以使用 k 个 1 all 的二分类器;或者使用 $k(k - 1)/2$ 个 1 1 的二分类器,对单个分类器的输出进行投票得到最终的结果.但实验中尝试这两种方法时发现有如下的问题:使用 1 1 的分类器会导致分类器数目过多,而 AdaBoost 的训练时间远大于一般的学习算法,过多的分类器将会导致太长的训练周期;而使用 1 all 分类器时将面临正态样本和负态样本的数据量很不平衡的情况,使得分类器在测试集上的准确率较差.

对此,文献[9]根据 Hamming 损失的准则将二类 AdaBoost 算法推广到多类多标签 (multi-class multi-label) 的算法,而表情分类中涉及的多类问题实际上是从多类多标签退化而来的多类单标签的算法,即每个样本只能属于一个类别.

给定样本空间 X 和标签集 Y ,每一个样本可表示为 (x, y) ,其中 $x \in X, y \in Y$,对第 l 个类别,

$$y[l] = \begin{cases} 1, & \text{if } l = y, \\ -1 & \text{if } l \neq y, \end{cases} \quad (3)$$

则多类多标签的 AdaBoost 学习算法可描述如下:

1) 给定样本集 $S = \{(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)\}$,及最终强分类器的迭代次数 T .初始化样本的概率分布为 $D_1(i, l) = 1/mk, i = 1, \dots, m, l = 1, \dots, k$. m 表示样本的总数, k 则为类别的数目.

2) 对于第 t 次迭代进行如下操作:

为每个特征 x_i 训练一个输出为多类的弱分类器;

在权重分布 D_t 下,从各个特征的弱分类器中选出一个最佳分类器 h_t ,使得在 D_t 下的分类误差最小,也即使得式(4)取得最大值:

$$r_t = \min_{i,l} D_t(i, l) y_i(l) h_t(x_i, l); \quad (4)$$

根据分类的性能 r_t 计算分类器的权重

$$t = \frac{1}{2} \ln \left[\frac{1 + r_t}{1 - r_t} \right]; \quad (5)$$

更新并归一化样本的分布

$$D_{t+1}(i, l) = \frac{D_t(i, l) \exp(-t y_i[l] h_t(x_i, l))}{Z_t}, \quad (6)$$

其中 Z_t 为归一化常数,使得 D_{t+1} 为一个概率密度分布.

3) 最终可得到的强分类器如下:

$$H(x, l) = \text{sign} \left[\sum_{t=1}^T t h_t(x, l) \right]. \quad (7)$$

这个结果中 x 可以同时属于多个类别,即多类多标签的情况.为此采用和文献[5]中相同的方法,将强分类器的定义改写为多类单标签的情况:

$$H(x) = \arg \max_l \left[\sum_{t=1}^T t h_t(x, l) \right], \quad (8)$$

这时算法在训练集上的错误率可满足下面的不等式:

$$\frac{1}{m} \sum_{i: H(x_i) \neq y_i} | \sum_{t=1}^T t h_t(x_i, y_i) | \leq \sqrt{k - 1} \sum_{t=1}^T Z_t. \quad (9)$$

2.2 向量输入多类输出的 AdaBoost 算法(MVBoost)

在人脸图像分析系统中,输入一般是具有若干个维数的特征向量,可以写做 $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]$.对于一个高维的输入特征向量,既可以将整个向量 x 作为分类器的输入,也可以将向量中的每一个分量 x_i 作为分类器的输入.这里采用了基于分块直方图的特征,即每个块特征都是一个向量,相应的弱分类器也是针对于向量输入的弱分类器,即上一节中提到的弱分类器 $h(x, l)$.由于向量特征比一维分量特征包含了更多的信息,这样每次迭代更新的信息更多,所以用较少的迭代次数就能收敛到较低的错误率.对于二分类 AdaBoost 算法中单个特征为向量的情况,文献[10]中提出了一种确定判决面的方法,根据在权重 D_t 下加权得到的正态样本平均矢量和负态样本平均矢量来确定二者中间的超平面.

如果用 V_p 表示所有正态样本的加权平均矢量,

V_N 表示所有负态样本的加权平均矢量:

$$V_P = \sum_i^P D(i) x_{k,i}, \quad (10)$$

$$V_N = \sum_i^N D(i) x_{k,i}, \quad (11)$$

其中 $P = \{j | y_j = 1\}$ 和 $N = \{j | y_j = -1\}$ 分别表示正态和负态的样本集合, D 表示前述 AdaBoost 分类过程中在样本集合上的权重分布, k 表示第 k 个特征, i 表示第 i 个样本. 则二分类的决策超平面由向量 V_P 和 V_N 的和向量 $V_P + V_N$ 决定. 这一决策面并不一定提供最佳决策, 但是文献[10]的实验证实其已能提供令人满意的结果, 即使经过连续多次的 AdaBoost 迭代, 该算法的性能仍能满足弱分类器的正确率大于 50% 的要求.

如下找出与上述超平面垂直的法向量 V :

$$V = V_P - \frac{V_N \cdot (V_P + V_N)}{V_P + V_N}, \quad (12)$$

则弱分类器的输出可以由输入特征向量 x 与法向量 V 的点积值来给出:

$$h(x) = \text{sign}(x \cdot V - b). \quad (13)$$

下面将这个算法推广到多类的情况——MVBoost, 即使得弱分类器在向量输入的情况下得到多类的输出结果. 注意到前述算法中的每一个输入的特征向量都表示了一个直方图的分布, 即向量

$$x = [x_1, x_2, \dots, x_n], \quad (14)$$

而且满足

$$\sum_i x_i = 1. \quad (15)$$

那么考虑向量

$$z = [\sqrt{x_1}, \sqrt{x_2}, \dots, \sqrt{x_n}], \quad (16)$$

则 z 为一个单位向量, 满足

$$\sum_i z_i^2 = 1. \quad (17)$$

如果以 z 作为特征向量, 则各类特征向量在特征空间中都分布在模为 1 的球面上, 因此两个向量之间的距离可以用它们的夹角来衡量. 计算出每个类别样本的加权平均向量, 可以视为该类别的加权类中心. 可以用样本到每一类样本的加权平均向量的夹角作为判断样本属于某一类的判决标准.

定义各个类别的加权平均向量为:

$$V_1 = \sum_i^1 D(i) z_{k,i}, \quad (18)$$

$$V_2 = \sum_i^2 D(i) z_{k,i}, \quad (19)$$

$$V_L = \sum_i^L D(i) z_{k,i}, \quad (20)$$

则样本到各类加权平均向量的交角为:

$$\cos \theta_1 = z_{k,i} \cdot \frac{V_1}{|V_1|}, \quad (21)$$

$$\cos \theta_2 = z_{k,i} \cdot \frac{V_2}{|V_2|}, \quad (22)$$

$$\cos \theta_L = z_{k,i} \cdot \frac{V_L}{|V_L|}, \quad (23)$$

定义弱分类器为

$$h(x, l) = 2 z_{k,i} \cdot \frac{V_l}{|V_l|} - 1, \quad (24)$$

则该式可使 $h(x, l)$ 的输出在 $[-1, 1]$ 之间.

注意到当分块的大小为 1×1 时, 其直方图特征为 $z = \{[1, 0, 0, \dots, 0, 0], [0, 1, 0, \dots, 0, 0], \dots, [0, 0, \dots, 0, 1]\}$, 即第 i 维特征为 1, 其他维均为 0. 各直方图特征的加权平均向量相当于统计了一个 1×1 特征的加权分布, 则这时弱分类器的输出与式 (24) 相同, 即该表达式就等价于一维的查找表型弱分类器. 也就是说, 在最细的层次上, 分级直方图和 MVBoost 具有与一维的查找表型弱分类器^[5]相同的分类特性. 但是在粗的层次上, 由于分级直方图的特征统计了局部邻域内的整体变化, 因此引入了更多对分类有利的信息.

3 实验结果和分析

3.1 实验条件和数据库

选择了在两个应用最广泛的人脸表情数据库上进行实验, 即日本女性表情数据库 (JAFFE) 和 CMU 的 Cohn-Kanade 数据库. 对 JAFFE 数据库使用了 9 个人的 63 幅表情图像, 每个人都有 6 种表情图像, 加上中性表情一共 7 种类别, 每个类别取 1 幅图像. 对 CMU 数据库, 由于每一类表情的数据量不均衡, 仅选择了其中数量较多的中性、高兴、惊讶和害怕 4 类表情 321 幅图像, 其中包含 96 个不同的人. 图 2 中给出了所选图像的一些例子.

由于两个数据库的样本规模都不大, 因此在实验中采取了交叉验证 (cross validation) 的方法. 对于 JAFFE 的数据库, 采用了 9-fold 交叉验证, 即用 8 个人的数据进行训练, 1 个人的数据进行测试, 取循环 9 次的平均结果. 而对于 CMU 数据库, 则将样本分成 4 个子集, 保证每个子集中的人不在另外 3 个子集中出现, 然后进行了 4-fold 交叉验证.

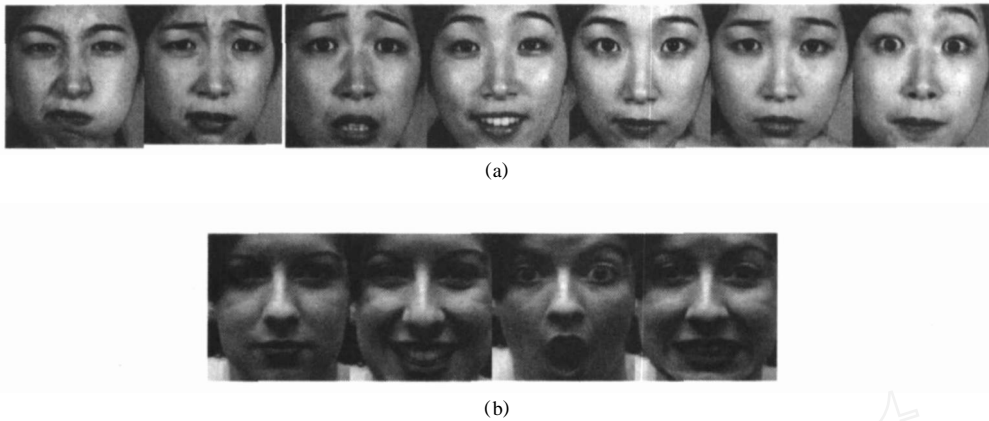


Fig. 2 Image examples of facial expressions. (a) Seven expression images from JAFFE database and (b) Four expression images from CMU database.

图 2 表情图像示例. (a) JAFFE 库中的 7 类表情图像 ;(b) CMU 库中的 4 类表情图像

3.2 训练集错误率收敛对比

为了测试新提出的基于 Gabor 的直方图特征与多类向量 AdaBoost 算法结合的性能,首先在 CMU 的数据库上进行了测试. 对比的方法为 Gabor 特征

与查找表型弱分类器的 AdaBoost 方法^[7]. 将 CMU 库中的 4 种表情类别两两进行组合,分别测试两种方法在区别两类特征时的错误率.

实验中取图像大小为 36 ×36,直方图分块为

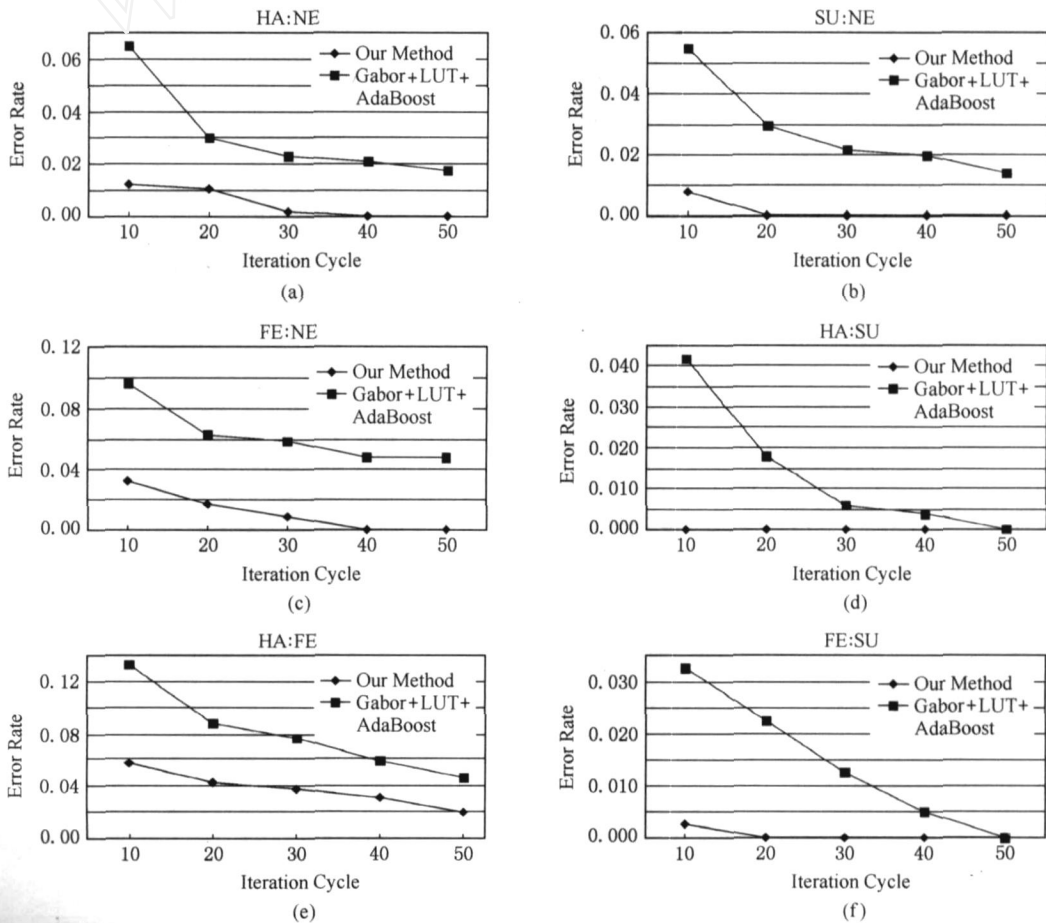


Fig. 3 Error of training set in two-class expression classification. (a) Happy and neutral ; (b) Surprise and neutral ; (c) Fear and neutral ; (d) Happy and surprise ; (e) Happy and fear ; and (f) Fear and surprise.

图 3 二类表情分类时训练集错误率. (a) 高兴和中性 ;(b) 惊讶和中性 ;(c) 恐惧和中性 ;(d) 高兴和惊讶 ;(e) 高兴和恐惧 ;(f) 恐惧和惊讶

4 × 4, 6 × 6, 9 × 9, 12 × 12, 训练时的迭代周期为 10 ~ 50. 图 3 为训练集上表情两两分类的误差收敛情况, 图(a) (b) (c) (d) (e) (f) 分别表示不同表情的两两组合. 无论对于哪一种表情分类的组合, 所提方法比 Gabor + LUT + AdaBoost 方法的错误率收敛得更快. 由前几个特征的分类错误(前 10 ~ 20 个特征的分类错误率)看, 所提方法的错误率明显低于 Gabor + LUT + AdaBoost. 这说明仅使用少量的特征, 就可取得较低的错误率. 这首先是由于 Gabor 的分级直方图特征可以引入更多对识别有利的特

征, 同时也说明向量输入多类输出的 MVBoost 方法能够有效的从候选特征中选择分类性能优越的特征, 并很快使得总体的训练集错误率趋于收敛.

3.3 测试集总体错误率对比

在 CMU 和 JAFFE 两个数据库上还进行了多种表情混合识别的测试, 图 4 的两图分别给出了在 CMU 库上的 4 种表情的识别错误率和在 JAFFE 数据库上的 7 种表情的识别错误率. 图中的错误率均为交叉验证的结果, 两种方法中 AdaBoost 的迭代周期均为 50.

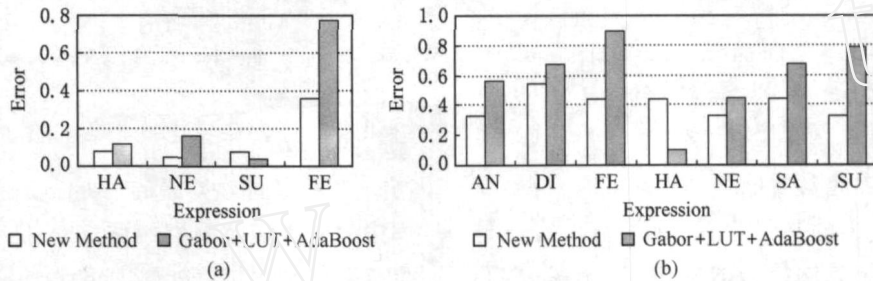


Fig. 4 Comparison of recognition ratio. (a) CMU database and (b) JAFFE database.

图 4 识别率对比. (a) CMU 库; (b) JAFFE 库

从图 4(a)中可以看出, 在 CMU 数据库上, 对于高兴(HA), 中性(NE)和惊讶(SU)3 种类别, 两种方法的识别率均较高, 但是恐惧(FE)类的表情识别率相对低很多. 从前面两两分类的错误率收敛中可以看到, FE 类的表情是较难和其他类表情进行区分的. 所提方法相对于 Gabor + LUT + AdaBoost 的方法, 在总体的识别率上有所提高, 而对于较难识别的 FE 类的表情, 所提方法的识别率有了更明显的提高. 这说明所提方法在表示较难识别的表情特征时, 与使用 Gabor 特征和一维查找表型弱分类器的 AdaBoost 相比, 能够提供更有效的特征.

是训练集的规模很小(63 幅图片), 这导致训练得到的 AdaBoost 的推广能力不强. 但总体而言, 所提方法要优于 Gabor + LUT + AdaBoost 的方法, 只有在识别高兴类别时, 所提方法的错误率略高一些.

3.4 Gabor 特征与其他特征的比较

上面利用直方图对 Gabor 变换结果进行了统计. 而在计算机视觉和模式识别领域, 还有很多直方图特征被应用于目标检测和识别中. 为此对 4 种不同的直方图特征在表情识别方面的性能进行了比较: 1) 基于 Gabor 变换的直方图特征; 2) 基于局部二元模式(LBP)的直方图特征; 3) 基于 Gabor 变换 + 局部二元模式(LGBP)的直方图特征; 4) 基于灰度的直方图特征.

图 4(b)给出的是 JAFFE 数据库上的识别错误率对比, 这里可以发现 7 种表情的整体识别错误率较高. 所提方法平均识别错误率为 41.3%, 对比方法的平均识别错误率为 58.7%. 相对于 CMU 数据库, 一是由于表情类别的增加使得类别混淆增加, 二

图 5 分别给出了在 CMU 库和在 JAFFE 库上的分类结果, 迭代周期均为 $T = 50$. 在 CMU 库上, 基于 Gabor, LBP, LGBP 的直方图特征的识别率接

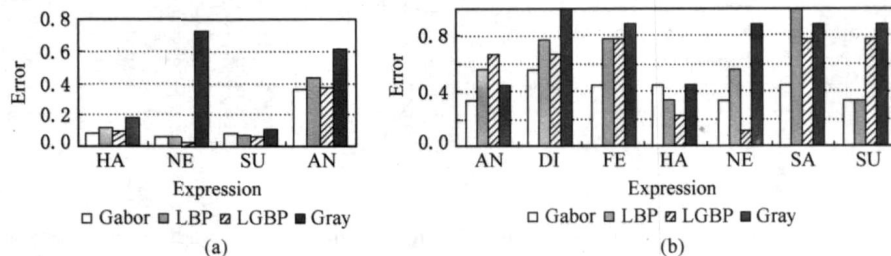


Fig. 5 Comparison of histogram features. (a) CMU database and (b) JAFFE database.

图 5 直方图特征对比. (a) CMU 库; (b) JAFFE 库

近,只在个别表情上的识别率略有差别;而在 JAFFE 数据库上,基于 Gabor 的直方图特征明显优于其他类的特征.

4 总 结

在研究中使用了 AdaBoost 作为表情特征选择和分类的框架. 与传统的一维特征不同,这里选择了一种基于 Gabor 变换的直方图特征,并设计了具有向量输入、多类连续输出的弱分类器,使得连续多类的 AdaBoost 算法可以处理向量输入的情况 (MVBoost). 因为直方图的特征可反映一个邻域内的整体灰度变化,所以比单独的一维特征具有更强的区分能力. 而向量输入、多类输出的 AdaBoost 算法可以挑选对各类识别有利的特征,对每一个输入图像直接输出多类的分类结果. 使用二分类算法时需要训练多个分类器,相比之下 MVBoost 简化了分类算法的结构,能够高效地完成识别任务. 最后在 CMU 的 Cohn-Kanade 数据库和日本的 JAFFE 数据库上进行了一些实验. 实验结果表明 MVBoost 的方法在使用同样数目特征的情况下,错误率的收敛快于使用一维特征和查找表型弱分类器的方法,而且在测试集上的识别错误率较低.

参 考 文 献

[1] Liu Xiaomin, Tan Huachun, Zhang Yujin. New research advances in facial expression recognition [J]. Journal of Image and Graphics, 2006, 11(10): 1359-1368 (in Chinese) (刘晓旻, 谭华春, 章毓晋. 人脸表情识别研究的新进展[J]. 中国图象图形学报, 2006, 11(10): 1359-1368)

[2] M Lyons, J Budynek, S Akamastu. Automatic classification of single facial images [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1999, 21(12): 1357-1362

[3] Z Wen, T Huang. Capturing subtle facial motions in 3D face tracking [C]. IEEE Int'l Conf on Computer Vision, Nice, France, 2003

[4] B Fasel, J Luetttin. Automatic facial expression analysis: A survey [J]. Pattern Recognition, 2003, 36(1): 259-275

[5] Y Wang, H Ai, B Wu, et al. Real time facial expression recognition with AdaBoost [C]. Int'l Conf on Pattern Recognition, Cambridge, UK, 2004

[6] S U Jung, D H Kim, K H An, et al. Efficient rectangle feature extraction for real-time facial expression recognition based on AdaBoost [C]. In: Proc of IEEE/RSJ Int'l Conf on Intelligent Robots and Systems. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005. 1941-1946

[7] M S Bartlett, G Littlewort, M Frank, et al. Recognizing facial expression: Machine learning and application to spontaneous behavior [C]. IEEE Conf on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, CA, 2005

[8] P Viola, M Jones. Robust real-time object detection [R]. Cambridge Research Laboratory, Tech Rep: CRL 2001/01, 2001

[9] R E Schapire, Y Singer. Improved boosting algorithms using confidence-rated predictions [J]. Machine Learning, 1999, 37(3): 297-336

[10] N R Howe. A closer look at boosted image retrieval [C]. In: Proc of the CIVR. Berlin: Springer, 2003. 61-70



Liu Xiaomin, born in 1981. Received her master degree from the Department of Electronic Engineering of Tsinghua University, Beijing, China, in 2006. She is now pursuing her doctoral program in the University of Notre-Dame, USA. Her main research interests are image analysis and understanding.

刘晓旻, 1981年生, 2006年获清华大学电子工程系硕士学位, 现在美国攻读博士学位, 主要研究方向为图像分析和理解.



Zhang Yujin, born in 1954. Received his Ph. D. degree from the State University of Liège, Belgium, in 1989. From 1989 to 1993, he was post-doc fellow and research fellow at the Delft University of Technology, the Netherlands. In 1993, he joined Tsinghua University, Beijing, China, where he is professor of image engineering (since 1997), Ph. D. supervisor (since 1998). His main research interests include image engineering that consists of image processing, image analysis and image understanding, as well as their applications. He has authored 15 books and nearly 300 research papers.

章毓晋, 1954年生, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为图像工程(图像处理、图像分析和图像理解). 已著书 15 本, 发表研究文章近 300 篇. <http://www.ee.tsinghua.edu.cn/~zhangyujin/>.

Research Background

Under the support of the National Natural Science Foundation, research on facial expression recognition has been conducted. Facial expression is an important modality in human-computer interaction. The essence of facial expression analysis is to recognize the facial actions caused by face expression, or to perceive the human emotion through the changes of face surface. Generally, there are

three steps in automatic facial expression analysis: detecting face, representing facial expression and classifying facial expression. This paper focuses on the last two steps as the face detection problem has been almost solved to some extent.

To represent facial expression, the hierarchical histogram formed by the coefficients of Gabor transform on the blocks of face images is used. Such a representation can suitably represent the change of texture in local regions on the face, and thus capture the intrinsic facial features involved in facial expression analysis. In addition, Gabor transform is relatively less sensitive to the change of lighting conditions and can tolerate certain rotation and deforming of images. All these properties make the representation scheme quite robust.

To classify facial expression, a weak classifier which uses vectors as input and uses multi-class real values as output is designed based on the above representation. This weak classifier has been embedded into the multi-class real AdaBoost algorithm to meet the request of multi-class classification of facial expression. This multi-class output and vector input boosting technique is called MVBoost. It makes the training of many two-class classifiers become unnecessary for performing multi-class classification. The training process and classification process are both simplified. Experiments conducted on two commonly used databases show the efficiency and effectiveness of the proposed technique. It is expected that this new method will make contribution to fast and robust facial expression recognition.

2007 中国计算机大会征文通知

2007 China National Computer Conference (CNCC 2007)

2007 年 10 月 18 ~ 20 日, 苏州

<http://ccf.org.cn/cncc2007>

主办:中国计算机学会
苏州市人民政府

承办:苏州市科学技术协会

2007 中国计算机大会(2007 China National Computer Conference, CNCC 2007)将于 2007 年 10 月 18 日至 20 日在苏州举行. 它将为我国计算机界提供一个交流最新研究成果的舞台. CNCC 2007 是继 CNCC2003, CNCC2005 和 CNCC2006 之后的中国计算机界又一次盛会.

CNCC 2007 的议题涉及计算机领域各个方面. 本次大会将安排大会特邀报告、专题报告、企业专题论坛和热点问题讨论, 同时将举办有关 IT 技术的展览.

征稿范围

CNCC 2007 诚请广大计算机界研究人员、技术人员以及其他相关人士投稿. 会议的议题主要包括(但不限于此):

- | | | | |
|-----------|------------|----------|------------|
| · 高性能计算机 | · 高性能计算机评测 | · 传感器网络 | · 嵌入式系统 |
| · 对等计算 | · 生物信息学 | · 网络计算 | · 网络存储系统 |
| · 编译系统 | · 虚拟现实 | · 多核处理器 | · 人工智能 |
| · 理论计算机科学 | · 软件工程 | · 多媒体技术 | · 信息安全技术 |
| · 普适计算 | · 数据库技术 | · 搜索引擎技术 | · 图形学与人机交互 |
| · 中文处理 | · 互联网络 | · 模式识别 | · 计算机应用技术 |

投稿须知

作者投往本届大会的稿件必须是原始的、未发表的研究成果、研究经验或工作突破性进展报告. 稿件须以中文撰写, 以 word 文件格式提交. 所有稿件将依据统一的原则进行审理, 大会根据稿件的审理结果决定稿件是否录用. 所有录用稿件将收录在本届大会论文集中. 此外, 本届大会的优秀稿件将推荐在《计算机学报》、《软件学报》、《计算机研究与发展》上发表.

展览

本届大会将举办一系列展览, 欢迎海内外企业、出版社、高校和研究所来参展. 参展主题不限, 可以是企业产品、出版物、高校和研究所研究成果以及组织形象等.

重要日期

征稿截止: 2007 年 7 月 30 日

论文处理结果通知: 2007 年 8 月 30 日