

混合样本融合边缘信息的单样本人脸识别研究

向 洋,董林鹭*,宋 弘,余坤健

(四川轻化工大学 自动化与信息工程学院,四川 自贡 643000)

摘 要:在进行人脸识别的时候,训练样本数量对识别率的大小影响非常大,由于存储技术和训练样本采集困难等诸多条件的限制,如何利用一幅人脸有用的信息尽可能地生成并包含更多的人脸信息成为了学术界的难点。针对该问题,提出一种按不同权值将原始图像和虚拟样本混合后再融合其人脸不同灰度值的边缘信息,构成新的训练样本。首先将原始样本灰度处理后生成轴对称图像和镜像图像,按不同权值混合。再提取混合后的边缘信息按不同灰度值与混合后的图像融合。使单幅人脸图像包含更多的特征信息。实验结果表明,混合权值之和大于1并且融合其边缘信息后生成的训练样本,相比原始样本信息的人脸识别率能提升2%~12%,表明该方法能有效地提高人脸识别率。

关键词:人脸识别;虚拟样本;边缘提取;权值融合;协同表示

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2020)05-0066-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2020.05.013

Study on Single Sample Face Recognition Based on Mixed Sample Fusion Edge Information

XIANG Yang, DONG Lin-lu*, SONG Hong, YU Kun-jian

(School of Automation and Information Engineering, Sichuan University of Science and Engineering,
Zigong 643000, China)

Abstract: When performing face recognition, the number of training samples has a great influence on the size of the recognition rate. Due to the limitations of storage technology and the difficulty in collecting training samples, how to use the useful information of a face to generate and contain as much face information as possible has become a difficult in academia. Aiming at this problem, we propose a kind of edge information that mixes the original image and the virtual sample according to different weights and then fuses the different gray values of the human face to form a new training sample. Firstly, the original sample is processed in gray to generate an axisymmetric image and a mirror image, which are mixed according to different weights. The extracted edge information is fused with the mixed image according to different gray values, which makes a single face image contain more feature information. Experiment shows that the training samples generated after the sum of the blending weights is greater than 1 and the edge information is merged can increase the face recognition rate by 2%~12% compared with the original sample information. It is showed that this method can effectively improve the face recognition rate.

Key words: face recognition; virtual sample; edge extraction; weight fusion; cooperative representation

0 引 言

人工智能开启了新时代的纪元,让人们感受到科技发展给生活方式带来了巨大变化。其中,人工智能这个大课题中较为重要的一节就是机器对人脸的识别能力^[1],如目前最新奇的人脸支付,再到安装了人脸识别系统的门禁^[2]等等。如何让机器像人一样准确地识别出人脸经过了漫长的发展^[3]。在获得人脸的训练样

本时质量并非都是理想的,其中有光照、姿态、是否有遮挡物等因素的影响^[4-5]。在训练样本较多时这样的影响相对不明显。训练样本较少时将会严重影响机器对人脸识别的准确度,出现小样本问题^[6]。一些学者提出了利用人脸的原始样本图像生成虚拟样本增加训练样本的数量。如 Xu 等人^[7]提出利用原始人脸样本生成镜像人脸来提高识别率, Xu 等人^[8]利用原始人脸

收稿日期:2019-07-05

修回日期:2019-11-07

网络出版时间:2020-01-10

基金项目:四川省教育项目基金(17ZB0302);四川理工学院科研项目(2015RCA9)

作者简介:向 洋(1993-),男,硕士研究生,研究方向为人工智能、机器学习;通讯作者:董林鹭(1992-),男,硕士研究生,研究方向为人工智能、图像处理;宋 弘,教授,硕导,研究方向为人工智能与大数据。

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20190925.1525.080.html>

样本生成对称人脸来提高识别率, Wu 等人^[9]提出 (PC)2A 调节不同参数获得虚拟人脸, 杨明中等人将镜像人脸、对称人脸、原始人脸通过权值为 1 的融合算法提升识别率^[10]。项晓丽^[11]利用原始样本与镜像样本权值融合, 采用协同表示分类器识别取得了较好的识别率。徐艳^[12]提出原始样融合虚拟平均脸和虚拟对称脸构成新的训练样本, 利用模糊决策方法进行分类。

在面对小样本等问题时, 不光对训练样本进行研究, 对识别的算法也有研究, 目前最常用的识别算法有两种。第一种是稀疏表示分类器 (sparse representation based classification, SRC)^[13], 由 Wright 等于 2009 年提出的一种利用训练人脸的稀疏线性组合表示测试样本人脸的算法, 达到对人脸的识别能力。该算法识别率高, 但是由于所需训练样本数量较多, 运算量较大, 处理时间无法满足实际工程的要求。第二种是协同表示分类器 (collaborative representation based classification, CRC)^[14], 由张磊等提出的一种利用正则化范数最小化技术。该方法具有运算时间快, 所需样本相对较少等优点。这里利用该算法来验证文中提出的方法对提高人脸识别率的有效性。

1 虚拟样本的生成

在小样本问题上, 用原始人脸图像生成虚拟样本, 是提高识别率的一种快捷且有效的方法。这里主要介绍利用原始人脸图像生成水平镜像图像和左轴对称图像的原理。

水平镜像图生成原理: 以人脸图像的中轴线为中心, 像素点的行位置保持不变, 列位置从左到右相互交换, 将原始人脸图像中像素点位置定义为 $f(x_1, y_1)$, 用 M 、 N 分别表示该矩阵的行与列, $f(x_2, y_2)$ 表示镜像处理后得到的像素点位置。表达式如下:

$$\begin{cases} x_2 = N - x_1 \\ y_2 = y_1 \end{cases} \quad (1)$$

左轴对称虚拟样本的原理与水平镜像的生成原理类似, 区别在于将中轴线右半部分的像素值归零得到 $f(x_1, y_1)$, 再对 $f(x_1, y_1)$ 镜像处理得到 $f(x_2, y_2)$, 最后将 $f(x_1, y_1)$ 与 $f(x_2, y_2)$ 相加得到左轴对称图 $f(x_3, y_3)$ 。

2 Canny 算子的基本原理

对单样本生成虚拟样本加权混合后, 利用 Canny 算子^[15]提取混合样本人脸轮廓的边缘信息。具体步骤如下:

(1) 对加权混合后的人脸进行高斯滤波处理。减少高斯噪声对边缘信息提取过程中造成的影响。高斯

滤波表达式如下所示:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\delta^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\delta^2}\right) \quad (2)$$

其中, δ 表示高斯曲线标准差。

(2) 计算出图像的梯度像素梯度幅值及其方向值, 分别用 $M(x, y)$ 、 $\theta(x, y)$ 表示, 数学表达式如下所示:

$$M(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (3)$$

$$\theta(x, y) = \arctan\left(\frac{G_x}{G_y}\right) \quad (4)$$

其中, G_x 、 G_y 的数学表达式如下所示:

$$G_x = \frac{f(x+1, y) - f(x, y) + f(x+1, y+1) - f(x, y+1)}{2} \quad (5)$$

$$G_y = \frac{f(x+1, y) - f(x, y) + f(x+1, y+1) - f(x+1, y)}{2} \quad (6)$$

其中, $f(x, y)$ 表示人脸图像中某一点的像素值。

(3) 对计算出的 $M(x, y)$ 值做非极大值抑制处理, 目的是细化边缘上的像素点。边缘提取的原理是对人脸图像中相邻两个像素点的值变化较大的点作为轮廓的边缘点, 但这样得到的边缘点比较粗糙。

(4) 针对步骤 (3) 中粗糙的边缘点, 设定高阈值 K_1 和低阈值 K_2 进一步准确判断出边缘点。当步骤 (3) 中确定的边缘点的像素值大于 K_1 时, 判断该点为边缘点。反之, 小于 K_2 时, 判断该点为非边缘点。介于 K_1 、 K_2 之间时, 再判断该点周围是否有确定的边缘点, 若有就认为该点是为了保证边缘连续的点确定为边缘点, 反之为非边缘点。

3 混合样本与边缘信息融合处理

由于存储技术的限制, 将一幅人脸生成多幅虚拟样本, 再按不同比例的权重融合到一幅人脸图像中组成混合样本并提取其边缘信息, 再将混合样本与边缘信息融合, 这样处理既让一幅人脸图像尽可能地包含更多的特征信息, 同时也节省了存储空间。

用 $f(x_1, y_1)$ 表示原始人脸图像, $f(x_2, y_2)$ 表示水平镜像人脸图像, $f(x_3, y_3)$ 表示轴对称人脸图像, 融合过程数学表达式如下:

$$H(x, y) = w_1 f(x_1, y_1) + w_2 f(x_2, y_2) + w_3 f(x_3, y_3) \quad (7)$$

其中, $H(x, y)$ 表示混合样本, w_1 、 w_2 、 w_3 表示各自的权重, 满足以下情况:

$$\begin{cases} w_1 + w_2 + w_3 = 1 \\ 2 > w_1 + w_2 + w_3 > 1 \\ w_1 + w_2 + w_3 < 1 \end{cases} \quad (8)$$

得到混合样本后提取其边缘信息,将两者相加融合到一幅人脸图像中,数学表达式如下:

$$R(x,y) = H(x,y) + nC(x,y) \quad (9)$$

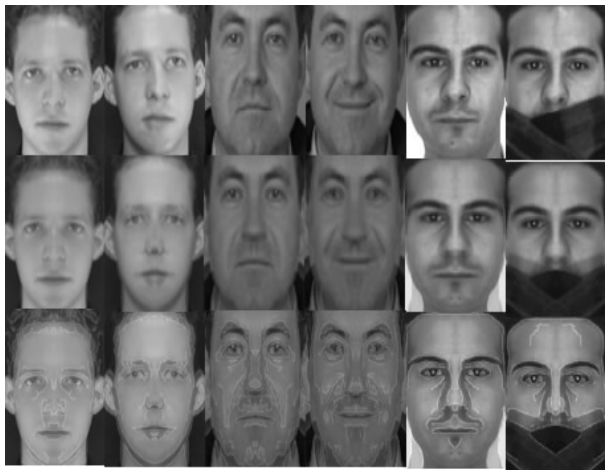


图 1 融合后的虚拟样本

4 实验结果与分析

为了验证文中方法的有效性,采用协同表示分类器 CRC 来获得不同权值情况下的人脸识别准确率。以人脸库 ORL、FERET、AR 作为实验对象。其中 ORL 人脸库是由剑桥大学 AT&T 实验室创建,包含了 40 个不同人的脸,每个人有 10 幅包含不同姿态的图像共 400 幅,部分人脸如图 2 所示。FERET 人脸库的特点是该人脸库大多数为西方人且表情变化单一,包含了 200 个不同人的脸,每个人有 7 幅图像共 1 400 幅,部分人脸如图 3 所示。



图 2 ORL 人脸库部分人脸

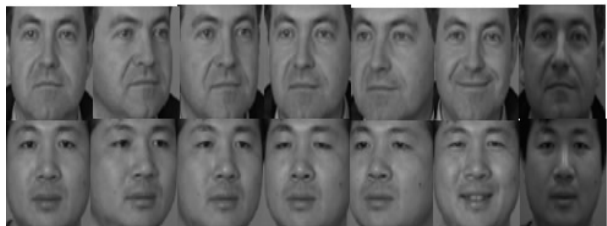


图 3 FERET 人脸库部分人脸

其中, $C(x,y)$ 表示混合样本的边缘提取图像, n 表示图像的灰度值范围 $0 \sim 255$, 文中 n 取 $0、20、60、255$ 。 $R(x,y)$ 表示混合样本与其边缘信息融合后的图像,如图 1 所示,其中第一行是原始人脸图,第二行是虚拟样本权值都为 0.3 的混合人脸图,第三行是混合人脸图融合了其边缘信息并且边缘信息图的灰度值为 60。

AR 人脸图包含了 100 个不同人的脸,每个人有 13 幅包含不同表情、光照、遮挡的图像共 1 300 幅,部分人脸如图 4 所示,在实验之前人脸库全部转换为深度为 8 bit 的灰度图。以 Matlab2013a 为仿真软件,处理器是英特尔 i7-4770,频率 3.40 GHz,运行内存为 16 GB 的平台上得到实验结果。



图 4 AR 人脸库部分人脸

实验主要验证了由原始单样本和其生成的虚拟样本(水平镜像图、左轴对称图)、虚拟样本在权值之和等于 1 构成的混合样本、权值之和大于 1 构成的混合样本、权值之和小于 1 构成的混合样本,等几种新构成的不同样本,分别融合不同灰度值(255、60、20)的边缘信息,得到的单样本下的人脸的识别率。其中 ORL 人脸库与 FERET 人脸库每类样本选前三幅分别作为单样本实验对象研究,AR 人脸库分别选择第 1、7、8、11 作为单样本实验对象研究。

分析实验数据可知,生成的虚拟样本单独作为训练样本时,会严重破坏原始人脸样本的信息结构,使得识别率下降,其中对镜像虚拟样本破坏最严重。对应

样本与其提取的边缘信息融合后相加的边缘的灰度值为 255 时,在人脸有遮挡情况时识别率提升 3% 左右,但在无遮挡或遮挡部分较少时会使对应样本信息结果被破坏造成识别率下降。当边缘信息灰度值取 60 或 20 时能使对应的样本识别率提升 1% ~ 2%。

对于姿态变化丰富的 ORL 人脸库,原始人脸图像与虚拟样本加权融合,从 ORL 人脸库的实验结果可得,当权值之和为 1 时,识别率提升 1% ~ 7%。权值之和大于 1 时,识别率提升 1% ~ 9%。权值之和小于 1 时,识别率提升 1% ~ 6%。对于变化单一的 FERET 人脸库,权值之和为 1 时,识别率提升 2% ~ 10%。而权值之和大于 1 时,识别率最高可提升 2% ~ 12%。权值之和小于 1 时,识别率提升 1% ~ 12%。

对于表情丰富、有遮挡和光照影响的 AR 人脸库,将无遮挡物和光照影响的人脸生成虚拟样本混合后权值之和大于 1 或等于 1 时加上其灰度值为 20 的边缘信息,识别率提升 3% 左右。权值之和小于 1 时,会破坏人脸结构信息造成识别率下降。将只受到光照影响的人脸生成虚拟样本混合后权值之和小于 1 时识别率有略微提升,其他权值相加情况都会降低识别率。将受到小部分遮挡的人脸生成虚拟样本混合后权值之和大于 1 时,识别率能提升 2% 左右,其他权值相加情况只能略微提升识别率,将遮挡大部分的人脸生成虚拟样本混合后权值之和大于 1 加上其边缘信息识别率能提升 3% 左右,其他权值相加情况会破坏人脸结构信息造成识别率下降。

实验结果表明,虚拟样本混合的权值之和大于 1 时,提升识别率效果最优。虚拟样本混合的权值之和等于 1 时,提升识别率效果次之。虚拟样本混合的权值之和小于 1 时,对识别率有提升效果,但是提升效果与前两种情况相比最差。

5 结束语

在实际工程应用当中,采集到的人脸图像质量有好有坏,如在身份证、证件照等人脸图像的采集质量是无遮挡、表情等因素影响的,但是在监控取证时获得的人脸图像,就会有各种不确定的因素影响。因此针对不同情况下单样本人脸识别率的提升应考虑不同的权值之和与不同的灰度值边缘相加,融合得到新的训练单样本来提升识别率。

实验结果表明,权值之和大于 1 且与灰度值变化的边缘信息相加对大部分小样本问题的人脸识别率有提升效果。

参考文献:

- [1] LIN Guojun, XIE Mei, MAO Ling. Extended CRC: face recognition with a single training image per person via intraclass variant dictionary [J]. IEICE Transactions on Information and Systems, 2013, E96D(10): 2290–2293.
- [2] 朱明早, 李树涛, 叶 华. 稀疏表示分类中遮挡字典构造方法的改进 [J]. 计算机辅助设计与图形学报, 2014, 26(11): 2064–2069.
- [3] ZHAO W, CHELLAPPA R, PHILLIPS P J, et al. Face recognition: a literature survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35(4): 399–458.
- [4] LI X X, DAI D Q, ZHANG X F, et al. Structured sparse error coding for face recognition with occlusion [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1889–1900.
- [5] PISHCHULIN L, GASS T, DREUW P, et al. Image warping for face recognition: from local optimality towards global optimization [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(9): 3131–3140.
- [6] QIAO L, CHEN S, TAN X, et al. Sparsity preserving discriminant analysis for single training image face recognition [J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(5): 422–429.
- [7] XU Y, LI X L, YANG J, et al. Integrate the original face image and its mirror image for face recognition [J]. Neurocomputing, 2014, 131: 191–199.
- [8] XU Y, ZHU X J, LI Z M, et al. Using the original and “symmetrical face” training samples to perform representation based two-step face recognition [J]. Pattern Recognition, 2013, 46(4): 1151–1158.
- [9] WU J X, ZHOU Z H. Face recognition with one training image per person [J]. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(14): 1711–1719.
- [10] 杨明中, 杨平先, 林国军. 混合样本协同表示算法的人脸识别研究 [J]. 液晶与显示, 2017, 32(12): 987–992.
- [11] 项晓丽, 武 圣, 龙 伟, 等. 融合原始样本和虚拟样本的人脸识别算法 [J]. 电视技术, 2016, 40(9): 117–121.
- [12] 徐 艳. 基于样本扩张和最大散度差融合的单样本人脸识别算法 [J]. 光电子·激光, 2017, 28(3): 311–315.
- [13] WRIGHT J, YANG A, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2009, 31(2): 210–227.
- [14] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition [C]//Proceedings of 2011 international conference on computer vision. Barcelona, Spain: IEEE, 2011: 471–478.
- [15] 王文豪, 姜明新, 赵文东. 基于 Canny 算子改进的边缘检测算法 [J]. 中国科技论文, 2017, 12(8): 910–915.