

旋转局部梯度模式特征及其在模糊图像识别中的应用

钟国韵 常艳荣 汪宇玲* 杨德明

(东华理工大学放射性地质大数据技术工程实验室 江西 南昌 330013)

摘 要 在图像识别领域,监控摄像头拍摄的图片因光照、距离等因素而导致模糊,然而当前图像识别方法在模糊图像识别上表现不佳。为此,根据迹变换利用迹线扫描整幅图像获取图像特征的思路,提出一种旋转局部梯度模式特征提取方法。利用局部梯度代替像素,在图像每一列上从头到尾选取采样点计算局部梯度模式特征值,同时引入图像旋转思想,图像每旋转一个角度,提取一组特征信息。最终得到有序排列的全局结构性特征,增强了对图像特征空间结构性的表达能力以及旋转不变性。实验结果表明,针对模糊图像的识别,该方法较主流的深度卷积神经网络及传统特征提取方法的识别效果有显著提升。

关键词 模糊图像识别 特征提取 旋转局部梯度模式 结构性特征

中图分类号 TP391 文献标志码 A DOI: 10.3969/j.issn.1000-386x.2020.10.029

ROTATIONAL LOCAL GRADIENT PATTERN FEATURE AND ITS APPLICATION IN BLURRED IMAGE RECOGNITION

Zhong Guoyun Chang Yanrong Wang Yuling* Yang Deming

(Engineering Laboratory of Big Data Technology of Radioactive Geology, East China University of Technology, Nanchang 330013, Jiangxi, China)

Abstract In the field of image recognition, images taken by surveillance cameras are often blurred due to problems such as illumination, distance and other objective environmental factors. However, the recognition rate of blurred image by current image recognition methods still has much room for improvement. Therefore, according to the idea that traces transform using trace line to scan the whole image to obtain image features, this paper proposes a feature extraction method of Rotational local gradient pattern. Using local gradient instead of pixels, the feature value of local gradient pattern was calculated by selecting sampling points orderly from the beginning to the end of each column of the image. Meanwhile, the idea of image rotation was introduced. A set of feature information was extracted from every rotation angle of the image, and finally features with "ordered" global structure were extracted, which enhanced the expression ability and rotation invariance of image feature space structure. The experimental results show that the blurred image recognition rate of our method is significantly improved compared with the mainstream deep convolution neural network and the traditional feature extraction method.

Keywords Blurred image recognition Feature extraction Rotational local gradient pattern Structural feature

0 引 言

目前在图像识别领域有多种多样的图像识别技术,比较主流的是传统特征提取方法与深度学习方法,

比如 Gabor 小波^[1]、局部二值模式^[2]和 SIFT^[3]等人脸特征提取方法,还有一些以卷积神经网络为基础的深度学习算法。2014 年,文献[4]提出深度卷积神经网络 DeepFace,在 3D 对齐之后进行模型训练,识别率达到 97.35%。同年,文献[5]提出了原创的 DeepID 系

收稿日期:2019-06-25。国家自然科学基金项目(61402102);江西省自然科学基金项目(20171BAB202005);江西省教育厅科技项目(GJJ170443,GJJ170432);江西省图像处理与模式识别重点实验室开放基金项目(ET201880042);江西省核地质数据科学与系统工程技术研究中心开放基金项目(JETRCNGDSS201802);江西省放射性地质大数据技术工程实验室开放基金项目(JELRG-BD201701,JELRGBDT201804)。钟国韵,副教授,主研领域:计算机视觉。常艳荣,硕士生。汪宇玲,副教授。杨德明,硕士生。

列 CNN 模型,其采用 4 层卷积,最后一层为 Softmax 回归函数,采用多个网络模型训练特征,组合成高维特征,然后通过联合贝叶斯进行人脸识别,识别率达到 98.52%。DeepID2^[6]在 DeepID1 的基础上,对损失函数进行了改进,在反映类间变化的分类损失(Identification Loss)基础上,添加了减少类内离散度的验证损失(Verification Loss),使分类更明确,识别效果更佳,更适合人脸识别。DeepID3^[7]更改了网络结构,对遮挡问题有很好的鲁棒性。2015 年,文献[8]提出 FaceNet,用 Triplet Loss 代替 Softmax 损失函数,提升类间离散度,降低类内散度,识别率达到 99.63%。2012 年,文献[9]提出第一个人脸识别平台“Face++”,可以实现人脸识别、图像识别、文字识别、证件识别等功能。百度 AI 开放平台中的人脸识别方法采用 multi-patchdeep CNN 和 deep metric learning 相结合的方法实现人脸特征的提取和识别,其识别率为 99.77%^[10]。Masi 等^[11]提出了对现有的公开的人脸数据库采取 pose + shape + expression 三个方面进行人脸重建和扩增,识别率为 98.07%。Liu 等^[12]提出 L-Softmax,去掉分类层的偏置项,加入人工设定的角度,达到更好的分类效果;接着 Liu 等^[13]提出 A-Softmax,在 L-Softmax 的基础上,归一化权重,再进行分类。

虽然最近如卷积神经网络等深度学习技术在图像识别上都表现出良好的效果,但其需要大量的样本,实时性不高,且在实际应用中对于模糊图像的识别效果并不理想。

针对低分辨率(模糊)图像,研究人员也开展了很多工作。比如对图像进行超分辨率重建^[14-15],以及改进传统特征提取方式直接对模糊图像进行识别^[16-21],还有研究人员提出采用多种特征结合的方式改善单一特征对低分辨率图像描述不充分的问题^[22],也有研究人员采用基于映射的算法^[23-25]。这些方法在一定程度上提高了模糊图像的识别效果,但在实际应用中,还存在很大的提升空间。

为了改善对模糊图像的识别效果,本文受迹变换^[26]利用迹线对整幅图像进行扫描以获取图像特征的启发,提出了一种有序排列的全局结构性特征,即对图像进行旋转变换。利用局部梯度代替像素的方式对图像提取旋转局部梯度模式特征,相较于其他深度学习图像识别技术,该方法对实际场景中模糊的图像识别也具有更好效果。

1 Radon 变换和迹变换特征提取方法

1.1 Radon 变换

Radon 变换可理解为图像在空间的投影,空间上的每一点对应 (x, y) 空间中的一条直线,就是将数字图像矩阵在某一指定角度射线方向上做投影变换,即将图像在某一方向上做线性积分,或理解为累加求和。如果将图像看成二维函数 $f(x, y)$,则其投影就是在特定方向上的线性积分,比如 $f(x, y)$ 在垂直方向上的线性积分就是其在 x 轴上的投影, $f(x, y)$ 在水平方向上的线积分就是其在 y 轴上的投影。通过这些投影,可以获取图像在指定方向上的突出特性。

1.2 迹变换

迹变换是通过对图像进行重建和泛函作用提取图像不变特征的方法,它是 Radon 变换的泛化。迹变换已被广泛应用于各种图像识别中,如人脸识别^[27]、地震监测^[28-29],使用迹变换也能获得更优分类性能的多分类器组合^[30]。Radon 变换沿直线计算图像函数的积分,而迹变换不限于直线积分,可以对图像进行多种形式的运算。利用不同的泛函能映射出不同的迹变换结果。迹变换的原理如图 1 所示,首先进行图像预处理,包括对图像进行等间隔角度的旋转,为了保证图像信息的完整性,对旋转之后的图像进行扩充,扩充部分其像素值为零。在预处理后图像上,利用 T 泛函(可为任意函数)对每幅旋转后的图像遍历各列, T 泛函的结果是特征图上的一行向量,由于图像旋转了多个角度,则不同角度图像经过 T 泛函处理后组成一幅特征图。然后对上一步得到的特征图利用 P 泛函(可为任意函数)遍历各行, P 泛函的结果是一个列向量。最后对该向量利用 Φ 泛函(可为任意函数)得到图像的最终特征。

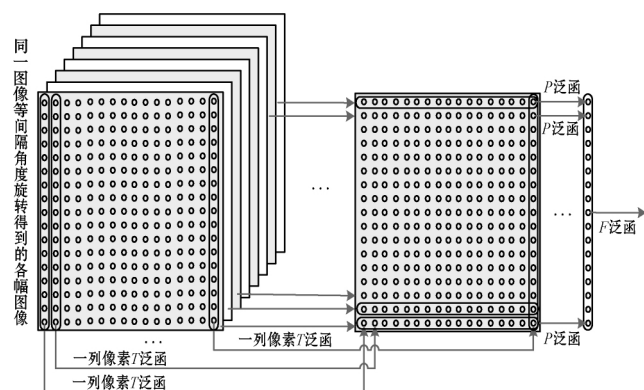


图 1 迹变换原理图

2 方法设计

2.1 设计思路

迹变换利用迹线对整幅图像进行扫描以获取图像特征,提取到的特征是多角度特征的组合,而卷积神经网络等深度学习图像识别技术提取的特征只是图像局部特征的无序组合。如图2所示,将人脸图片上的嘴巴和眼睛互换,此时已不能称之为人脸,而卷积神经网络还是将其识别成一个人脸^[31],由此可见卷积神经网络的缺乏全局结构性表达能力。



图2 置乱五官位置前后人脸图像对比

在模糊图像的识别中,由于模糊图像本身已经丢失了很多细节特征,此时深度学习方法在模糊图像识别上的适用性便会减弱。在这种情况下,若采用有序排列的多角度全局结构性特征,将有可能较大程度地提升模糊图像的识别效果(如图2(b)中直线上按序取样多个点组合成有序特征)。基于此,根据迹变换的思路,本文提出一种旋转局部梯度模式特征提取方法,利用梯度代替像素的方式,把迹线上抽样的点按序排列,最终得到一个8位的二进制值。这样能更好地描述图像全局结构性特征,对于模糊图像的描述能力,很有可能比常规的深度卷积神经网络更好。

2.2 转局部梯度模式提取方法

旋转局部梯度模式特征提取方法首先是在图像每一列像素上等分选择9个采样点,采样点选择如图3所示。

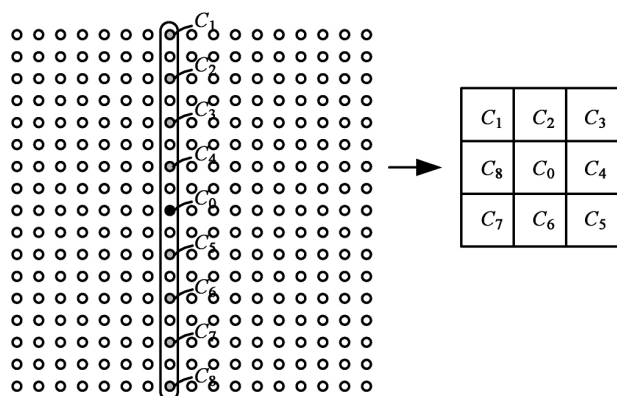


图3 采样点选择图

图3中,采样点 C_1 到 C_8 是从头到尾选取并依次按序排列,且图像从第一列到最后一列的旋转局部梯度模式特征值也是依次有序组合成图像一维特征行向量,这就体现了我们提取的特征的有序性和全局结构性。

在选取完采样点后,计算每一个采样点与中心采样点的梯度,这一步利用梯度代替像素的思想,对应公式为:

$$g_x = |c_x - c_0| \quad (1)$$

式中: c_x 为第 x 个采样点的像素值; c_0 为中心采样点的像素值; g_x 为第 x 个采样点的梯度值。

为了更好地表示梯度的变化情况,此时对求得的8个梯度求平均值:

$$\bar{g} = \frac{\sum_{x=1}^8 g_x}{8} \quad (2)$$

式中: \bar{g} 为所有采样点梯度值的平均值。

得出采样点与中心采样点的梯度以及所有梯度的平均值后,用每一个梯度值与求得的平均值进行对比,若单个梯度值大于平均值,则标记为1,反之则为0,公式如下:

$$z_x = \begin{cases} 1 & g_x > \bar{g} \\ 0 & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中: z_x 为第 x 个采样点的标记值。

最后为了获取有序排列的全局结构性特征,将得到的这8个1或0利用局部梯度编码方式有序组合成一个8位的二进制数,求其对应的十进制数,作为图像该列旋转局部梯度模式特征值。图4展示了采样点标记值的计算方法以及旋转局部梯度模式特征值编码方式。图像中某列旋转局部梯度模式特征值的计算公式如下:

$$g_j = \sum_{x=1}^8 z_x \times 2^{x-1} \quad (4)$$

式中: g_j 为图像第 j 列的旋转局部梯度模式特征值。

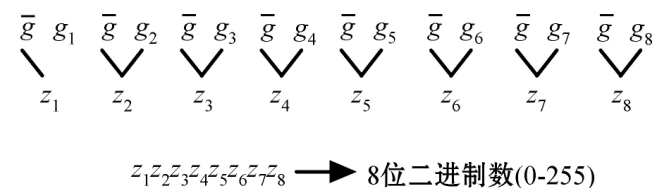


图4 采样点编码方式示意图

图5为提取图像某一列旋转局部梯度模式特征值的整体算法流程图,包括采样点梯度值的获取办法以及图像某一列旋转局部梯度模式特征值的计算方法。

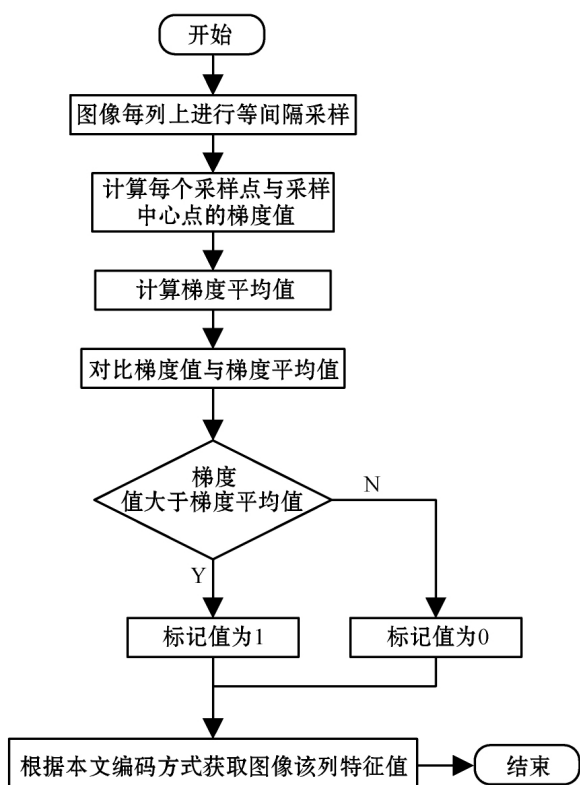


图5 图像每一列旋转局部梯度模式特征值提取方法流程图
本文方法特征提取效果图如图6所示。

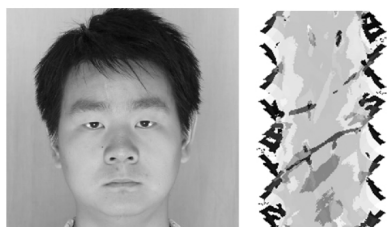


图6 原始图像对应的旋转局部梯度模式特征图

2.3 特征提取方法

通过以上分析,本文提出了一种旋转局部梯度模式特征提取方法,图7展示了本文方法在人脸分类识别过程中的各个模块,其中最核心部分为提取图像旋转局部梯度模式特征。

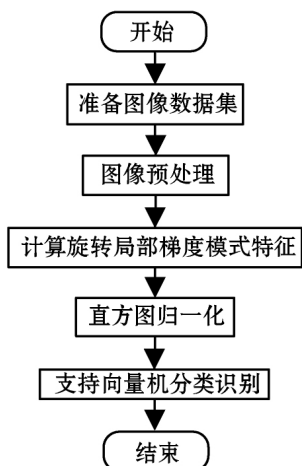


图7 图像分类识别过程总流程图

本文提出的旋转局部梯度模式特征提取方法首先输入一幅图片,然后对图像进行旋转以提取图像多角度特征,在这个过程中,为了保证图像信息完整性,对旋转后的图片进行扩充,扩充的部分像素值全为‘0’。接着对旋转后的图像每一列都提取一个旋转局部梯度模式特征值,每一幅旋转角度图片得到一个一维行向量,所有旋转角度图片的特征向量组合成一幅特征图。对该幅特征图按行统计直方图并归一化,将所有行的直方图链接成一个一维行向量,这就是一幅图片最终提取到的旋转局部梯度模式特征,将其输入到支持向量机中进行分类识别。

2.3.1 图像预处理

在图像预处理中,旋转后的图像每一列的位置都是由角度和步长决定的。本文在每一列像素上等间隔选取采样点并进行编码,为了提高采样精度及简化算法,采用图片旋转的方式来获取不同旋转角度的图片。由于图片旋转会导致部分边角图像信息超出原图范围,为了使不同旋转角度的图像在旋转后仍保留所有原始图像信息,遂将旋转后的图片扩充为一个正方形,该正方形边长为原图的对角线长,扩充部分为黑色(像素值为0)。并且经过旋转,原图的每一列都变成新图像上的每一列,为后续的采点工作提供了便利。预处理后的图像如图8所示,其中灰色背景区域为旋转过后的原始图像区域,扩充后的整体区域为本文提取特征所要应用的图像。

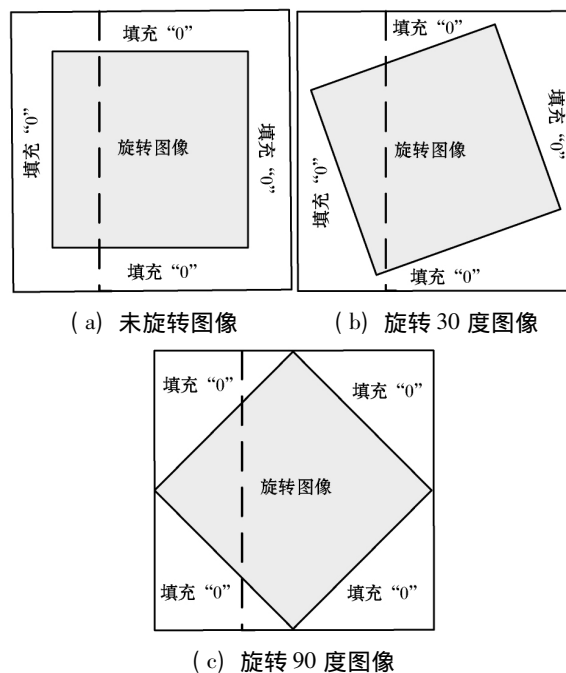


图8 图像预处理图

2.3.2 直方图归一化

对旋转局部梯度模式特征提取方法提取到的特征统计直方图并归一化,因为在提取旋转局部梯度模式

特征过程中,图像以等间隔角度旋转 $360^\circ/\Delta\phi$ 次,每个旋转角度的图片在特征提取后得到一个一维行向量,对该行向量统计直方图,即每个数字(十进制数特征值)出现的频率,灰度级为 256,然后对该直方图进行归一化处理。公式如下:

$$\begin{cases} p_i = \frac{n_i}{N} & i = 0, 1, \dots, k-1 \\ \sum p_i = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中: n_i 表示图像 i 的像素个数; p_i 表示像素的灰度数; N 表示图像的全部像素数。

将得到的所有旋转角度图片的统计直方图链接成一个行向量,也就是整幅图的旋转局部梯度模式特征。最后将次特征向量作为样本输入到支持向量机中进行训练识别。

2.4 特征提取方法

1) 方法一: 该方法是本文方法的一般形式。在本文方法中,旋转后的图片每列上只提取一个旋转局部梯度模式特征值,其实还可以在图像每列上自由选择提取多个特征值。为了验证采样点的选取密度对图像信息描述能力的影响,对本文方法的调整是增加图像每列旋转局部梯度模式特征值提取的个数。方法一在图像每列上提取 2 个旋转局部梯度模式特征值,均采用等分选取采样点的方法,编码方式如图 9 所示。将每列像素等分为上下两部分,分别提取一个旋转局部梯度模式特征值,其中黑色的采样点为该部分的采样中心点。同理,若希望在图像每列上提取多个特征值,则将图像等分为几部分,分别提取旋转局部梯度模式特征值。

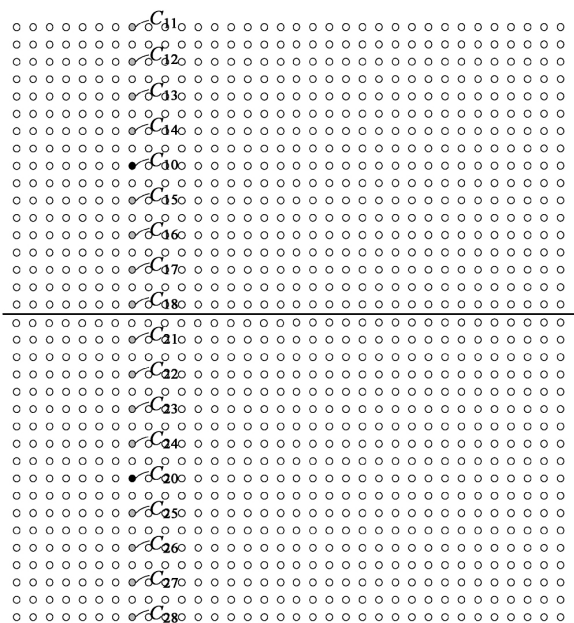


图9 图像每列提取 2 个旋转局部梯度模式特征值采样点选择图

由于现在对图像每列都提取 2 个旋转局部梯度模式特征值,所以最终提取到的是一个三维融合特征,因此将其转化为二维特征以方便后续实验的进行。方法一特征提取效果图如图 10 所示。



图 10 在图像每列上提取两个特征值效果图

2) 方法一中做统计直方图归一化时,统计的灰度级为 256,由于不同灰度级的直方图含有不同的特征信息,对分类识别的效率以及准确率有不同的影响。针对该问题,采用多种直方图统计的灰度级,即在求取直方图归一化时,将其灰度级分别设置为 16、32、64 和 128,然后对其进行分类识别,对获取的实验结果进行对比分析,从而确定采取哪种灰度级对某种人脸库的分类识别效果更好,以得出最优特征提取方式。

3 实验

本文的实验环境为 Windows 7 64 位操作系统,处理器: Intel Core i5 2.6 GHz,内存: 8 GB。由于各人脸库图片大小都不同,在本文实验过程中,全部将其尺寸修改为 100×100 ,以方便实验进行。本文利用支持向量机对旋转局部梯度模式特征进行分类识别,为了更好地进行效果对比,本文采用 C-SVC 型支持向量机,linear 核, γ 值为 1,损失函数为 100,其他参数为默认值。

3.1 实验方案

本文实验在西安交通大学人工智能与机器人研究所 OFD 东方人脸库、AR 人脸库及 CIFAR-100 多分类普适物体图像库中进行,以验证本文算法的可扩展性,这些图像库在图像识别领域应用比较广泛和权威,其中 OFD 人脸库和 AR 人脸库均包含不同性别、不同视角的对象,以及光照变化等信息, CIFAR-100 由 60 000 幅图像构成,包含 100 个类别,图像语义主题广泛,因此采用这三种图像库作为本文实验的数据集。

在分类识别过程中,对于 OFD 东方人脸库 1 247 类人中,每类随机选取其中 10 幅图像当作训练样本用于组成训练集, 6 幅图像当作测试样本组成测试集;对于 CIFAR-100 每个类别 600 幅图像, 500 幅用于训练, 100 幅用于测试;对于 AR 人脸库 120 类人中,每类随机选取其中 18 幅图像当作训练样本用于组成训练集,

每种方案循环训练 100 次得出平均识别率。

本文利用 Sphreface^[13] 以及 VGG-19 在模糊图像库中与本文提出的旋转局部梯度模式方法进行对比, 两种对比方法的训练样本数与本文方法相同。

3.2 标准人脸库下实验结果与分析

在标准图像库下的实验结果如表 1 所示。可以看出, 本文方法在三种图像库上的识别率均是取一点的方法优于取二点的; 而对于直方图分级却因不同图像库而异, 但也基本可以看出直方图分级过少大部分情况下也会导致特征丢失, 从而影响识别效果。总的来看, 本文方法在三种图像库上均可以睥睨目前主流的卷积神经网络等方法在标准图像库上的识别率, 这充分验证了本文特征提取方法在图像识别领域的可应用性。

表 1 本文方案在标准图像库上识别效果

每列提取特征值数	直方图灰度级	人脸库识别率 / %		
		OFD	CIFAR-100	AR
1	256	98.396 2	92.987 2	98.333 3
	128	99.198 1	91.541 8	96.111 1
	64	98.075 4	91.157 1	98.888 9
	32	97.754 6	91.426 1	98.050 0
	16	97.113 1	91.811 7	91.666 7
2	256	98.476 3	90.815 7	95.277 8
	128	97.594 2	91.969 5	98.611 1
	64	96.792 3	90.470 3	98.055 6
	32	97.754 6	89.907 7	94.722 2
	16	95.188 5	89.376 4	94.611 1

3.3 模糊条件下实验结果与分析

为了模拟在实际场景中摄像头所采集到的图像, 本文将所有的图像库图片利用高斯滤波的方式进行不同程度的模糊, 然后对模糊后的图像数据库图片进行人脸分类实验, 其他实验步骤及方案同原始图像数据库图片分类实验。

本文实验对图像的模糊采用二维高斯分布, 对图像库图片进行三种不同程度的模糊。其中三种程度的高斯模糊的 σ 均取 4.0; 对于高斯核, 一级模糊采用 7×7 的高斯模板, 二级模糊采用 9×9 的高斯模板, 三级模糊采用 11×11 的高斯模板; 而 AR 人脸库由于其本身图片尺寸为 40×50 , 较其他图像库更小, 故其一级模糊采用 3×3 的高斯模板, 二级模糊采用 5×5 的高斯模板, 三级模糊采用 7×7 的高斯模板。图 11 为原始图片与不同模糊程度的图片对比。

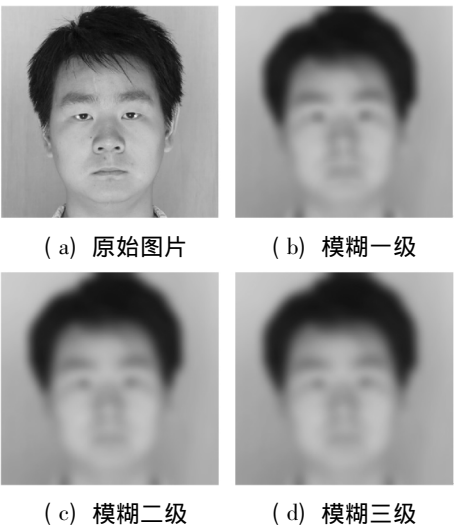


图 11 多尺度效果图

在模糊条件下, 本文在三种图像库下的识别效果如表 2 至表 4 所示, 其中加粗的数字为该种条件下的最佳识别效果。

表 2 模糊条件下本文算法在 OFD 人脸库上识别效果

每列提取特征值数	直方图灰度级	模糊度识别率 / %		
		模糊一级	模糊二级	模糊三级
1	256	98.155 6	97.834 8	97.514 0
	128	98.476 3	97.995 2	97.433 8
	64	98.075 4	98.235 8	98.315 9
	32	97.594 2	97.353 6	96.631 9
	16	96.792 3	97.514 1	97.032 9
2	256	97.754 6	96.230 9	96.230 9
	128	96.792 3	96.391 3	96.150 8
	64	97.594 2	96.952 7	96.311 5
	32	96.551 7	96.792 3	97.273 5
	16	96.471 5	95.429 0	96.712 1

表 3 模糊条件下本文算法在 CIFAR-100 图像库上识别效果

每列提取特征值数	直方图灰度级	模糊度识别率 / %		
		模糊一级	模糊二级	模糊三级
1	256	90.444 9	92.775 6	91.320 9
	128	91.798 5	91.634 8	92.738 4
	64	90.693 2	91.425 9	89.758 1
	32	90.588 1	88.316 7	90.734 9
	16	89.375 8	90.324 5	91.681 5
2	256	89.610 5	91.438 1	88.625 7
	128	91.536 2	87.325 7	89.941 8
	64	90.579 6	87.879 1	87.942 0
	32	89.795 3	86.913 2	87.963 3
	16	89.534 1	85.284 5	86.619 0

表4 模糊条件下本文算法在 AR 人脸库上识别效果

每列提取特征值数	直方图灰度级	模糊度识别率/%		
		模糊一级	模糊二级	模糊三级
1	256	97.963 0	97.777 8	95.277 8
	128	99.074 1	98.148 1	96.111 1
	64	97.963 0	98.055 6	96.111 1
	32	98.888 9	98.148 1	95.925 9
	16	98.425 9	97.870 4	97.592 6
2	256	97.222 2	97.870 4	97.500 0
	128	97.963 0	96.944 4	98.055 6
	64	98.703 7	97.870 4	95.740 7
	32	98.148 1	96.759 3	93.888 9
	16	98.055 6	95.648 1	96.296 3

由以上实验数据对比可以得出本文方法在各个图像库上的最优特征提取方式。通过对数据分析来看,基本上在图像每一列上取一个特征值的效果优于取二个,这可能是由于较多的采样点反而增加了更多的冗余信息,影响了识别效果。对于模糊图片,本文算法在三个图像库上的识别效果并未由于图片模糊程度加深而产生较大影响。

为了验证本文算法的可应用性,本文还利用 Sphreface 和 VGG-19 在三种图像库上进行对比实验,结果如表5所示,其中加粗的数字为该种条件下最佳识别率。

表5 模糊条件下本文算法与 VGG-19 及 Sphreface 识别效果对比

算法	模糊程度	图像库识别率/%		
		OFD	CIFAR-100	AR
VGG-19	模糊一级	97.946 5	91.805 9	98.236 8
	模糊二级	97.529 6	89.484 3	95.424 6
	模糊三级	94.952 7	86.869 4	93.547 5
Sphreface	模糊一级	97.683 2	89.353 6	98.433 8
	模糊二级	96.345 7	87.215 7	98.353 6
	模糊三级	95.391 3	85.230 9	93.631 9
旋转局部梯度模式特征提取方法	模糊一级	98.476 3	91.798 5	99.074 1
	模糊二级	98.235 8	92.775 6	98.148 1
	模糊三级	98.315 9	92.783 4	98.055 6

为了更直观地展示本文算法的优越性,图12为三种算法在 OFD 人脸库上的识别效果对比。可以看出,在三种模糊程度上,本文算法人脸识别效果几乎在所有情况下都远远优于 VGG-19 及 Sphreface。而且深度学习方法的识别率随着图像模糊程度的加深迅速下降,尤其是图像本身尺寸较小的情况,然而图片的模糊

对本文方法的识别效果影响甚微,这主要是由于本文提取到的有序排列的全局结构性特征能对图像在多角度多尺度上的特征进行很好的表达。而深度学习方法是利用图像特征的无序组合对图像进行识别,对信息缺失严重的模糊图像的空间结构性特征表达能力不足,且不具备图像特征旋转不变性,这是深度学习方法在图像识别领域的一大弊端。

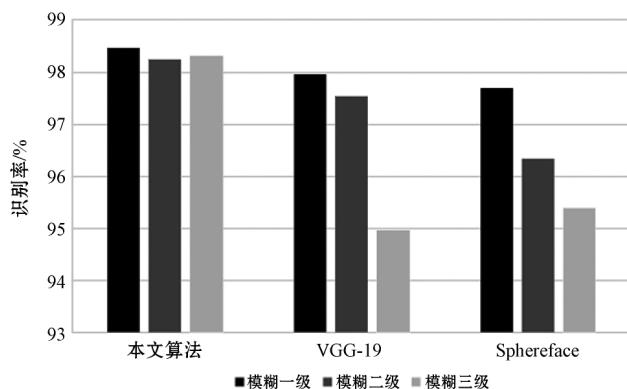


图12 模糊条件下本文算法与 VGG-19 及 Sphreface 在 OFD 库上识别效果对比图

4 结 语

本文提出了一种旋转局部梯度模式特征提取方法,采用梯度代替像素的方式,经过图像预处理,在多尺度多角度上提取旋转局部梯度模式特征,最后利用支持向量机训练得出分类结果,并就本文方法提出多种改进方案,以获取对每一种图像库最优的特征提取方式。经过一系列的对比实验得出了本文算法在每个图像库上相对最佳的特征提取方式。在对各个图像库中的图片进行分类识别时,本文方法在 OFD 人脸库中识别率能达到 99.198 1%,在 CIFAR-100 图像库上能达到 92.987 2%,在 AR 人脸库上能达到 98.888 9%。可见本文方法所提取到的特征能够较好地描述人脸特征的全局结构性和旋转不变性。同时在模糊条件下,尤其是在三级模糊下,本文方法识别效果明显优于深度学习方法,这可以说明有序排列的全局结构性特征在人脸特征表达上效果优异,而卷积神经网络等深度学习方法是不具备这种能力的,且本文方法所需训练样本比深度学习方法要少得多。在实际应用场景中,摄像头所拍摄的图片大都是模糊不清的,这也正好与本文方法的识别优势契合,由此可见,本文方法具有很强的实际应用价值。

参 考 文 献

- [1] Liu C J. Gabor-based kernel PCA with fractional power polynomial models for face recognition [J]. IEEE Transactions

- on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5): 572–581.
- [2] Timo A, Abdenour H, Matti P. Face description with local binary patterns: Application to face recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037–2041.
- [3] Lowe D G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(2): 91–110.
- [4] Taigman Y, Yang M, Ranzato M A, et al. Deepface: Closing the gap to human-level performance in face verification [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2014: 1701–1708.
- [5] Sun Y, Wang X G, Tang X O. Deep learning face representation from predicting 10,000 classes [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1891–1898.
- [6] Sun Y, Chen Y H, Wang X G, et al. Deep learning face representation by joint identification-verification [C]//Advances in Neural Information Processing Systems, 2014: 1988–1996.
- [7] Sun Y, Wang X, Tang X. Deeply learned face representations are sparse, selective and robust [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern recognition, 2015: 2892–2900.
- [8] Schroff F, Kalenichenko D, Philbin J. Facenet: A unified embedding for face recognition and clustering [C]//2015 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition 2015: 815–823.
- [9] Zhou E J, Cao Z M, Yin Q. Naive-deep face recognition: Touching the limit of LFW benchmark or not? [EB]. arXiv: 1501.04690 2015.
- [10] Liu J G, Deng Y F, Bai T, et al. Targeting ultimate accuracy: Face recognition via deep embedding [EB]. arXiv: 1506.07310, 2015.
- [11] Masi I, Tran A T, Leksut J T, et al. Do we really need to collect millions of faces for effective face recognition? [C]//European Conference on Computer Vision. Springer, 2016: 579–596.
- [12] Liu W Y, Wen Y D, Yu Z D, et al. Large-margin softmax loss for convolutional neural networks [C]//Proceedings of the 33rd International Conference on Machine Learning, 2016: 507–516.
- [13] Liu W Y, Wen Y D, Yu Z D, et al. Sphreface: Deep hypersphere embedding for face recognition [C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 212–220.
- [14] Zou W W, Yuen P C. Very low resolution face recognition problem [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 21(1): 327–340.
- [15] Kwang I K, Younghee K. Single-image super-resolution using sparse regression and natural image prior [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32(6): 1127–1133.
- [16] Jae Y C, Konstantinos N P, Yong M R. Using colour local binary pattern for face recognition [C]//2010 IEEE International Conference on Image Processing 2010: 4541–4544.
- [17] Seung H L, Jae Y C, Konstantinos N P, et al. Local color vector binary pattern for face recognition [C]//2011 IEEE International Conference on Image Processing, 2011: 2997–3000.
- [18] Lei Z, Ahonen T, Pietikainen M, et al. Local frequency descriptor for low-resolution recognition [C]//2011 IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. IEEE, 2011: 161–166.
- [19] Li J D, Chen Z X, Liu C Y. Low-resolution face recognition of multi-scale blocking CS-LBP and weighted PCA [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2016, 30(8): 1656005.
- [20] Cassio E D S J, William R S. Extending face identification to open-set face recognition [C]//2014 27th SIBGRAPI Conference on Graphics, Patterns and Images. IEEE, 2014: 188–195.
- [21] 周汐, 曹林. 分块 LBP 的素描人脸识别 [J]. 中国图象图形学报, 2015, 20(1): 50–58.
- [22] Xing X L, Wang K. Couple manifold discriminant analysis with bipartite graph embedding for low-resolution face recognition [J]. Signal Processing, 2016, 125: 329–335.
- [23] Wang X Y, Hu H F, Gu J Q. Pose robust low-resolution face recognition via coupled kernel-based enhanced discriminant analysis [J]. IEEE/CAA Journal of Automatica Sinica, 2016, 3(2): 203–212.
- [24] Biswas S, Bowyer K W, Flynn P J. Multidimensional scaling for matching low-resolution face images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2012, 34(10): 2019–2030.
- [25] Biswas S, Aggarwal G, Flynn P J, et al. Pose-robust recognition of low-resolution face images [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(12): 3037–3049.
- [26] Kadyrov A, Petrou M. The trace transform and its applications [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(8): 811–829.
- [27] 施展, 杜明辉, 梁亚玲. 基于 2DNP 和 Trace 变换的平面内旋转人脸识别 [J]. 华南理工大学学报(自然科学版), 2012, 40(8): 46–50.
- [28] 聂鹏飞, 李月, 姚军. Trace 变换的基本理论及其在地震勘探中的应用 [J]. 吉林大学学报(地球科学版), 2007, 37(S1): 54–57.

(下转第 255 页)

进一步给定一个传感器的非线性故障:

$$f(t) = \begin{cases} 0 & t < 5 \\ e^{-2 \times (t-5)/100} & t \geq 5 \end{cases} \quad (30)$$

此时同样给定一个幅值为 0.05 的噪声信号,检测残差对比结果如图 11 所示。可以看出,传统方法的残差振动约为 0.003 8,而优化方法的残差幅值为 0.001 8,这说明噪声信号对传统检测方法影响更大。另外,传统方法的阈值选择范围为 0.003 8 到 0.012 0,而优化方法的阈值选择范围为 0.001 8 到 0.021 0,范围增大 2.34 倍,进一步说明该优化方法对故障状态与正常状态具有更好的区分度。

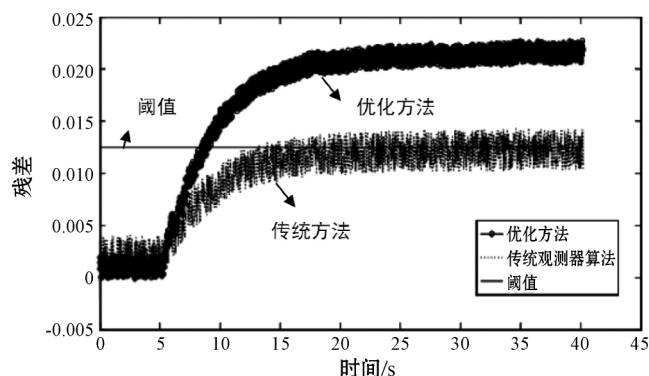


图 11 非线性故障检测残差对比图

综上所述,利用改进 BA 优化的观测器增益矩阵能够使得残差信号放大故障信号而减弱噪声的影响,有效地减少故障的漏报率,提升故障预警的准确性。

5 结 语

为了更加贴近实际的 UAV 网络控制系统,考虑双通道多包传输的短时变时延 UAV 发动机网络控制系统,利用改进 BA 对同时兼具故障敏感性与噪声鲁棒性的适应度函数进行优化,从而得到最优观测器增益矩阵。本文的研究结果表明:

(1) 该观测器能够保证切换条件下的残差渐进稳定。

(2) 改进 BA 在保证一定收敛速度的条件下,相对于基本 BA 而言具有更好的收敛精度。

(3) 提出的传感器故障检测优化方法不仅能够抑制噪声信号对残差幅值的影响,还能够有效提升故障状态与正常状态的区分度,进一步扩大阈值的选择范围,有效地提升传感器各类故障的检测率,减少误报率,并且能够增大人工设定阈值的容错率,进一步说明该方法的有效性。

参 考 文 献

[1] 徐雪松. 四旋翼无人机的多模型故障诊断[J]. 计算机工

程与应用 2016, 52(21): 252-257.

[2] 付国强, 刘三才, 刘宪飞. 无人机滑跑段抗侧滑控制策略研究[J]. 计算机应用与软件 2019, 36(5): 58-62, 118.

[3] 王越男. 离散切换时滞系统的鲁棒故障检测方法研究[D]. 长春: 长春工业大学 2017.

[4] 王伟, 沈振, 任章. 鲁棒故障检测和诊断方法在飞控系统中的应用[J]. 航天控制 2016, 34(5): 93-97.

[5] 王燕锋, 王培良, 蔡志端. 时延转移概率部分未知的网络控制系统鲁棒 H_∞ 故障检测[J]. 控制理论与应用 2017, 34(2): 273-279.

[6] 楚晓艳, 年晓红, 刘静静. 基于鲁棒滑模观测器的多电机卷绕系统故障检测和隔离[J]. 控制理论与应用 2018, 35(6): 795-804.

[7] 张燕燕. 具有时延和丢包的网络化控制系统分析和控制[D]. 浙江: 浙江工业大学 2015.

[8] 曹洁, 杜永红, 王进花. 自适应蝙蝠算法优化 PF 的风力机桨距系统故障诊断方法[J]. 计算机应用与软件 2018, 35(5): 78-84.

[9] Yang X S. A new metaheuristic bat-inspired algorithm[M]// Nature Inspired Cooperation Strategies for Optimization(NIC-SO 2010). Springer, 2010: 65-74.

[10] 靖婉婷, 王海瑞, 林雅慧. 基于 IBA-ELM 的发动机燃油系统故障诊断研究[J]. 计算机应用与软件 2018, 35(11): 89-93.

[11] 张瑾, 毕国通, 李丽丽. 一种求解 TSP 问题的离散蝙蝠算法[J]. 计算机工程与科学 2018, 40(11): 2085-2091.

[12] 赵峰, 郭程林, 司晶晶. 基于蝙蝠算法的 PSS 参数优化研究[J]. 控制工程 2018, 25(12): 2210-2218.

[13] Lin J H, Chou C W, Yang C H, et al. A chaotic levy flight bat algorithm for parameter estimation in nonlinear dynamic biological systems[J]. Journal of Computer and Information Technology, 2012, 2(2): 56-63.

[14] Li M W, Geng J, Han D F, et al. Ship motion prediction using dynamic seasonal RvSVR with phase space reconstruction and the chaos adaptive efficient FOA[J]. Neurocomputing 2016, 174: 661-680.

[15] 刘勇, 沈帆帆, 廖勇. 基于遗传算法的无线传感器/执行器网络故障检测滤波器设计[J]. 计算机应用 2016, 36(3): 616-619.

(上接第 187 页)

[29] Wu N, Li Y, Tian Y N, et al. Trace-transform-based time-frequency filtering for seismic signal enhancement in North-east China[J]. Comptes Rendus Geoscience, 2016, 348(5): 360-367.

[30] Albukhanajer W A, Jin Y C, Briffa J A. Classifier ensembles for image identification using multi-objective Pareto features[J]. Neurocomputing 2017, 238: 316-327.

[31] 王圣元. 看完这篇, 别说你还不了解 Hinton 大神的胶囊网络[EB/OL]. (2018-03-28) [2018-08-24]. http://www.sohu.com/a/226611009_633698.