

文章编号: 1673-3193(2024)06-0725-12

基于改进的减法平均优化算法与 BP神经网络的人脸识别

杨泽锐, 胡红萍

(中北大学 数学学院, 山西 太原 030051)

摘要: 本文在减法平均优化算法(Subtraction Average-Based Optimizer, SABO)的初始化阶段引入了混沌映射, 并与黄金正弦算法结合, 提出了改进的减法平均优化算法(Improved Subtraction Average-Based Optimizer, ISABO), 解决了减法平均优化算法可能陷入到局部最优解的问题, 并通过23个基准函数的极值寻优验证了ISABO的有效性。针对静态的人脸图像的分类识别问题, 本文依次利用直方图均衡化处理方法和高斯滤波处理方法进行图像预处理, 再利用主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)对图像进行特征提取, 最后利用ISABO算法优化BP神经网络实现人脸图像分类, 这样建立了基于ISABO和BP神经网络的人脸识别模型ISABO-BP。实验结果表明, 本文提出的ISABO-BP在ORL人脸数据库的人脸识别平均准确率为97.50%, 优于其他比较算法, 并且拥有良好的稳定性, 有效降低了误识率、拒识率以及拒错比。

关键词: 人脸识别; 主成分分析法; 减法平均优化算法; 黄金正弦算法; 混沌映射; BP神经网络

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.3969/j.issn.1673-3193.2024.06.001

引用格式: 杨泽锐, 胡红萍. 基于改进的减法平均优化算法与BP神经网络的人脸识别[J]. 中北大学学报(自然科学版), 2024, 45(6): 725-736.

YANG Zerui, HU Hongping. face recognition based on improved subtraction average-based optimizer and BP neural network[J]. Journal of North University of China(Natural Science Edition), 2024, 45(6): 725-736.

Face Recognition Based on Improved Subtraction Average-Based Optimizer and BP Neural Network

YANG Zerui, HU Hongping

(School of Mathematics, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Chaos mapping was introduced in the initialization stage of subtraction average-based optimizer (SABO) and combined with golden sine algorithm. The improved subtraction average-based optimizer (ISABO) was proposed to solve the problem that the subtraction average-based optimizer might fall into the local optimal solution, and the effectiveness of ISABO was verified by the extremum optimization of 23 reference functions. Aiming at the problem of classification and recognition of static face images, this paper used histogram equalization processing method and Gaussian filter processing method successively for image preprocessing, and then used principal component analysis (PCA) to extract image features.

收稿日期: 2024-01-09

基金项目: 山西省基础研究计划资助项目(20210302123019, 20210302124195, 20210302124212, 20210302123189); 山西省回国留学人员科研资助项目(2020-104, 2021-108)

作者简介: 杨泽锐(1998-), 男, 硕士生, 主要从事图像处理的研究。

通信作者: 胡红萍(1973-), 女, 教授, 博士, 主要从事应用数学的研究。E-mail: hhp92@163.com。

Finally, the face recognition model ISABO-BP based on ISABO and BP neural network was established by optimizing BP neural network to realize face image classification. The experimental results show that the face recognition accuracy of the proposed ISABO-BP in ORL face database is 97.50% on average, which is better than other comparison algorithms, and has good stability, effectively reducing the error rate, rejection rate and error rejection ratio.

Key words: face recognition; principal component analysis; subtraction average-based optimizer; golden sine algorithm; chaotic mapping; BP neural network

0 引言

人脸识别广泛应用于身份验证、移动支付、道路监测等领域,并且发挥着重要的作用^[1]。图像预处理是提高人脸识别准确率的重要方式。直方图均衡化和高斯滤波图像处理方法在图像增强领域有着比较好的效果^[2-3]。特征提取是人脸识别中的重要环节,直接决定着最后的识别结果。Labrin等^[4]提出了主成分分析特征提取方法,该方法提取的特征能够有效描述人脸图像,且能将数据将到到一个比较小的范围。分类过程是人脸识别的最后一步,也是最重要的一步,当今以BP神经网络为代表的神经网络分类方法在数据分类方面取得了一定的效果。Liu等^[5]设计了一种基于BP神经网络的人脸图像分类方法,该方法在YaleB、LFW等数据集上有不错的表现,Sudhanva等^[6]提出了一种基于GRNN神经网络的人脸识别方法,是将HOG算法与GRNN进行了结合。Chandra等^[7]设计了一种基于LVQ神经网络的人脸识别系统,是将竞争方法引入了网络。Liu等^[8]提出了一种改进的BP神经网络分类器,是将神经网络的映射方式进行了改进,可以进一步提高分类的效果。对神经网络的改进以及图像或数据分类任务而言,利用群优化算法对原有的分类器进行改进是非常有效的方法,Yang^[9]和Krisshna等^[10]分别利用遗传算法与粒子群算法对BP神经网络进行了改进,得到的分类器取得了良好的人脸识别效果,在ORL、YaleB等数据集上有明显的进步,同时这类改进方法具有良好的泛化性。当今智能优化算法大量出现,在优化BP神经网络时有了更多的选择。Mirjalili等^[11]提出了一种基于灰狼优化算法(Grey Wolf Optimizer, GWO)的网络模型,进一步提升了人脸图像识别效果。Lakshmi等^[12]提出了一种基于改进鲸鱼优化算法(Improved Whale Optimization Algorithm, IWOA)

的网络模型,该模型将粒子群算法与鲸鱼算法进行了结合,不仅提高了分类效果,而且为算法的改进提供了新思路。

上述研究中网络的改进一定程度上增加了复杂度,但可以有效提高模型的分类与识别能力。本文在这些研究的基础上,设计了一种新的群优化算法,即改进的减法平均优化算法(Improved Subtraction Average-Based Optimizer, ISABO),该算法利用黄金正弦算法(Gold-SA)^[13]对减法平均优化算法(Subtraction Average-Based Optimizer, SABO)^[14]进行改进,并利用混沌映射改进算法的初始粒子,黄金正弦算法将正弦函数单位圆内扫描类似于待优化问题解的空间搜索,并通过黄金分割率缩小搜索空间以逼近算法最优解。郑肇葆^[15]提出的混沌映射是增加数据随机性的良好算法。

本文依次利用直方图均衡化和高斯滤波处理实现图像预处理,再利用主成分分析法(Principle Component Analysis, PCA)对提取到的特征进行降维,这样提取到的特征可以准确描述人脸图像,维数也比较小,适合进行最后的识别,最后将ISABO算法应用于对BP神经网络参数的优化,建立了ISABO-BP模型,并利用ISABO-BP模型对人脸图像进行分类识别。利用ISABO算法对BP神经网络进行改进得到的人脸识别模型不仅可以有效地提高识别的准确率,而且可以解决先前模型稳定性差、拒识率和拒错比过高的问题。

1 基本原理

1.1 减法平均优化算法

减法平均优化算法(Subtraction-Average-Based Optimizer, SABO)^[14]的基本灵感来自数学概念,如平均值、搜索代理位置的差异以及目标函数的两个值的差异符号。

1.1.1 初始化

与大部分智能优化算法一样, SABO 算法中初始粒子的位置为

$$x_{i,d} = lb_d + r_{i,d} \cdot (ub_d - lb_d),$$

$$i = 1, \dots, N; d = 1, \dots, m, \quad (1)$$

式中: $x_{i,d}$ 为个体; lb_d 为下界; ub_d 为上界; $r_{i,d}$ 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。

1.1.2 SABO 数学模型

在 SABO 算法中, 引入了定义“ $-_v$ ”,

$$A -_v B = \text{sign}(F(A) - F(B))(A - \vec{v} * B), \quad (2)$$

式中: \vec{v} 为一个维度为 m 的向量, 是一个 $[1, 2]$ 生成的随机数; $F(A)$ 和 $F(B)$ 分别是搜索代理 A 和 B 的目标函数的值; sign 为 signum 函数。式(2)称为搜索代理 B 与搜索代理 A 的 $-_v$ 减法。

在 SABO 算法中, 任何搜索代理 x_i 在搜索空间中的位移都是通过每个搜索代理 x_j 的“ $-_v$ ”减法的算术平均值来计算的。 x_i 位置更新的方式为

$$x_i^{\text{new}} = x_i + \vec{r}_i * \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N (x_i -_v x_j),$$

$$i = 1, 2, \dots, N, \quad (3)$$

式中: N 为粒子的总数; \vec{r}_i 为一个服从正态分布的随机值; x_i^{new} 为更新后的粒子位置。

粒子位置的更新方式为

$$x_i = \begin{cases} x_i^{\text{new}}, & F_i^{\text{new}} < F_i; \\ x_i, & \text{else,} \end{cases} \quad (4)$$

式中: F_i^{new} , F_i 分别为更新后的适应度值与更新前的适应度值。

1.2 黄金正弦算法

黄金正弦算法(Gold-SA)^[13]的灵感来源于正弦函数单位圆内扫描类似于待优化问题解的空间搜索, 并通过黄金分割率缩小搜索空间以逼近算法最优解。

1.2.1 初始化

在初始化阶段, 首先要生成初始种群, 并保证其随机性, Gold-SA 算法初始种群旨在通过随机生成每个维度的均匀分布来更好地扫描搜索空间。

$$V_i = \text{rand} * (ub - lb) + lb, \quad (5)$$

式中: V_i 为第 i 个个体的初始值; ub , lb 分别为搜索空间的上下限值。

1.2.2 黄金分割系数

Gold-SA 算法在位置更新阶段引入了黄金分

割系数, 并构建了 x_1, x_2 两个系数, x_1, x_2 描述为

$$x_1 = a * (1 - t) + b * t, \quad (6)$$

$$x_2 = a * t + b * (1 - t), \quad (7)$$

式中: a, b 为黄金分割比率搜索的初始值, 一般 $a = -\pi, b = \pi$; t 为黄金分割比率。

$$t = \frac{(\sqrt{5} - 1)}{2}. \quad (8)$$

1.2.3 位置更新

Gold-SA 算法的位置更新公式为

$$V_i^{t+1} = V_i^t |\sin r_1| - r_2 \sin r_1 |x_1 D_i^t - x_2 V_i^t|, \quad (9)$$

式中: V_i^{t+1} 为第 i 个个体第 $t+1$ 次迭代的位置; V_i^t 为第 i 个个体第 t 次迭代的位置; D_i^t 为第 i 个个体第 t 次迭代的最优位置; r_1 为 $[0, 2\pi]$ 范围内的随机数; r_2 为 $[0, \pi]$ 范围内的随机数; x_1, x_2 为黄金分割系数。

2 改进的减法平均优化算法

2.1 算法描述

为了增加 SABO 算法初始化粒子的多样性和随机性, 在 SABO 算法的初始化阶段引入了混沌映射。由于 SABO 算法不是每次迭代时利用全局最优值, 而是利用所有粒子的位置做减法平均值运算(即式(2))而达到更新的目的, 因此, 当初始化粒子位置较差的时候, 极其自然陷入局部最优解。此时, 如果当前迭代下的粒子适应度值没有变化, 就选用黄金正弦算法对粒子位置进行更新。这样既不会过多增加适应度值的计算量, 也可以利用黄金正弦算法在全局寻优的优势帮助 SABO 算法跳出局部最优解, 这样就建立了改进的 SABO 算法, 记为 ISABO 算法。下面介绍 ISABO 算法的具体改进。

2.1.1 初始化

本文采用混沌映射中的 Logistic 映射^[16-17]来初始化粒子以增加算法的随机性和多样性, 其中 Logistic 映射的描述为

$$x_{\text{Log}} = \mu x_k (1 - x_k), \quad (10)$$

式中: $\mu = 3$; x_k 为处理前的粒子; x_{Log} 为处理后的粒子。

2.1.2 位置更新

考察当前粒子的适应度, 如果当前粒子的适应度没有改变, 则再次利用混沌映射对粒子进行修改, 本文在该处所用到的混沌映射为 Piecewise

映射^[18]。Piecewise映射的描述为

$$x'' = \begin{cases} \frac{x'}{p}, & 0 \leq x' \leq p, \\ \frac{x' - p}{0.5 - p}, & p \leq x' \leq 0.5, \\ \frac{1 - p - x'}{0.5 - p}, & 0.5 \leq x' < 1 - p, \\ \frac{1 - x'}{p}, & 1 - p \leq x' < 1, \end{cases} \quad (11)$$

式中： x'' 为修改后的粒子； x' 为修改前的粒子； $p=0.6$ 。

利用黄金正弦算法中位置更新式(9)对修改后的粒子 x'' 继续更新。

ISABO算法的伪代码见算法1。

算法1 改进的减法平均优化算法

输入：初始种群规模 N ，最大迭代次数 $Iter$ ，问题的维度 dim ，寻优的上下边界 ub_d, lb_d ，混沌系数 $numm$ ；

- 1) 设置参数 $N, Iter, numm, ub_d, lb_d$ ；
- 2) 采用混沌映射初始化粒子位置 x ；
- 3) 生成一个存储矩阵 mx ；
- 4) 计算粒子的适应度值；
- 5) for $t=1:Iter$
- 6) 执行式(3)更新粒子的位置 x_i ；
- 7) if $F_i^{new} < F_i$ && $F_i^{new} < 0.6$
- 8) 将 x_i 存储在矩阵 mx ；
- 9) else
- 10) 执行式(11)，修改粒子位置；
- 11) 执行式(9)，更新粒子的位置 x_i ，并将 x_i

存储在矩阵 mx ；

12) end

13) for $i=1:N$

14) 计算 mx_i 的适应度值；

15) 如果 mx_i 的适应度值优于 x_i 的适应度值，则用 mx_i 替换 x_i ；

16) end

17) end

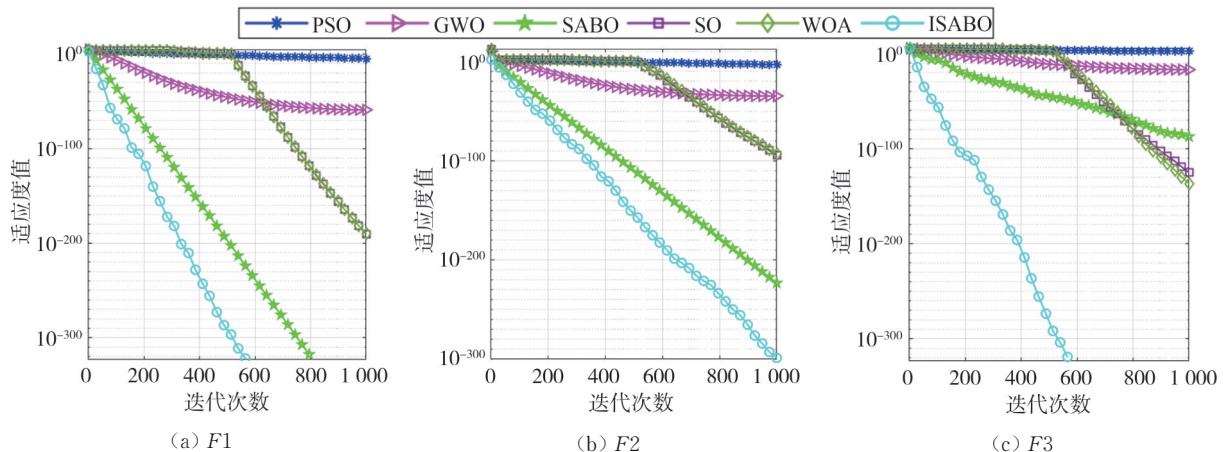
输出：最优适应度函数值及对应的最佳粒子个体的位置。

2.2 算法验证

本文选取的23个基准函数 $F1 \sim F23$ 来源于文献[19]。选取SABO、粒子群算法(PSO)、灰狼算法(GWO)、蛇优化算法(SO)、鲸鱼算法(WOA)作为比较算法与本文ISABO算法进行比较。设置6种算法的种群大小为30，最大迭代次数为1000，并独立运行30次。

图1为SABO、粒子群算法(PSO)、灰狼算法(GWO)、蛇优化算法(SO)、鲸鱼算法(WOA)以及ISABO在基准函数 $F1 \sim F15$ 上运行所得到的收敛曲线。由图1可以看出，ISABO在 $F1 \sim F8, F10, F8 \sim F14$ 上运行的收敛速度结果相比其他算法是最快的，这表明ISABO算法的寻优能力要强于其他5种算法。同时，在函数 $F5, F6, F8, F12, F13$ 上，SABO所得结果容易陷入到局部最优，而ISABO则避免了局部最优，这说明改进算法对SABO算法的寻优能力有明显提升。

表1是SABO、粒子群算法(PSO)、灰狼算法(GWO)、蛇优化算法(SO)、鲸鱼算法(WOA)以及ISABO这6种算法在独立运行30次后所得到的最优适应度值的平均值(Avg.)与标准差(Std.)。



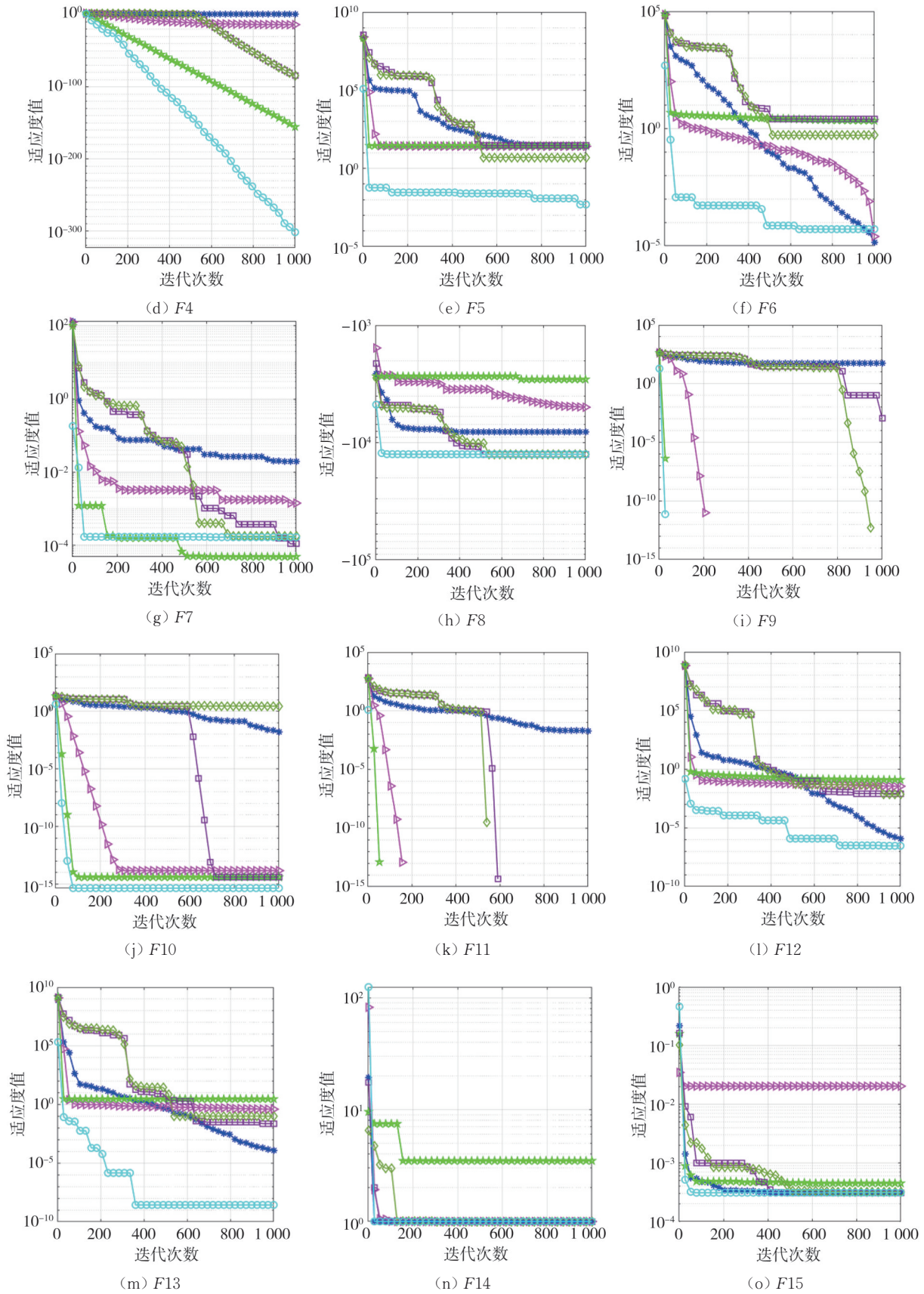


图1 6种算法在部分基准函数上的收敛曲线比较

Fig. 1 Comparison of convergence curves of six algorithms on some benchmark functions

表1 6种算法在23个基准函数上迭代1000次的平均值(Avg.)和标准差(Std.)的比较

Tab. 1 Comparison of the average value (Avg.) and standard value (Std.) of 1 000 iterations of six algorithms on 23 benchmark functions

算法	F1		F2		F3		F4		F5	
	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.
ISABO	0	0	6.2995×10^{-309}	0	0	0	1.0999×10^{-275}	0	3.1262×10^{-6}	1.2560×10^{-5}
GWO	4.6834×10^{-60}	4.0122×10^{-31}	1.0891×10^{-34}	3.7118×10^{-36}	5.8479×10^{-19}	2.1605×10^{-10}	2.3225×10^{-13}	2.2967×10^{-13}	26.192 5	0.207 1
PSO	7.7121×10^{-6}	4.9371×10^{-4}	5.2661×10^{-4}	2.2069×10^{-5}	618.995 5	8.431 9	3.384 8	2.339	28.201 8	0.098 5
SABO	0	0	2.9629×10^{-223}	0	2.8746×10^{-110}	4.0347×10^{-56}	8.3860×10^{-157}	3.3309×10^{-157}	28.029 5	0.084 7
SO	3.3540×10^{-191}	1.0733×10^{-96}	3.4998×10^{-94}	1.9242×10^{-95}	5.1389×10^{-128}	4.2750×10^{-65}	1.2523×10^{-85}	5.1486×10^{-86}	2.313 8	1.3683×10^{-4}
WOA	7.0387×10^{-196}	4.8821×10^{-9}	2.8172×10^{-96}	1.3644×10^{-97}	8.9358×10^{-128}	2.9600×10^{-65}	1.2658×10^{-85}	5.0957×10^{-86}	2.622 4	0.007
算法	F6		F7		F8		F9		F10	
	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.
ISABO	1.5398×10^{-5}	6.0617×10^{-4}	3.0006×10^{-5}	6.1712×10^{-5}	-12 569.485 6	0.003	0	2.3606×10^{-10}	4.4409×10^{-16}	1.2642×10^{-17}
GWO	0.501 3	0.126 9	6.1888×10^{-5}	0.041 5	-5 861.986	279.748 2	0	3.6298×10^{-9}	1.4655×10^{-14}	4.1510×10^{-15}
PSO	6.6433×10^{-5}	0.001 5	0.026 026	0.074 9	-7 496.217 4	275.971 5	37.808 9	1.138 9	0.001 269 9	3.2150×10^{-4}
SABO	2.223 6	0.234 6	1.5193×10^{-4}	0.007 3	-3 337.763 7	333.337	0	3.0300×10^{-9}	3.9968×10^{-15}	1.1002×10^{-15}
SO	4.605 7	0.150 5	1.3681×10^{-5}	0.011 7	-12 567.449 1	2.3126×10^{-13}	1.1369×10^{-13}	4.0570×10^{-9}	4.4409×10^{-16}	2.4389×10^{-16}
WOA	0.961 8	0.156 6	1.3357×10^{-5}	0.003 4	-12 568.929 7	2.3126×10^{-13}	0	2.1905×10^{-9}	3.9968×10^{-15}	1.3652×10^{-15}
算法	F11		F12		F13		F14		F15	
	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.
ISABO	0	4.6321×10^{-10}	2.8815×10^{-6}	0.003 0	1.4811×10^{-6}	1.8597×10^{-5}	0.998	0.012 9	0.000 418 98	0.003 3
GWO	0	2.0429×10^{-8}	0.030 427	0.365 4	0.440 24	0.322 5	10.763 2	22.583 0	0.000 307 49	0.036 6
PSO	0.032 06	2.098 3	0.002 432 3	0.107 9	0.011	0.060 2	3.968 3	33.900 4	0.000 307 49	0.036 5
SABO	0	1.1917×10^{-8}	0.197 76	0.516 7	1.546 7	0.610 3	1.146 2	0.882 2	0.002 287 1	2.707 1
SO	0.444 1	3.565 4	0.002 921 6	0.043 6	0.003 828 9	0	0.998	2.1635×10^{-6}	0.000 649 08	0.715 3
WOA	0	1.2741×10^{-8}	0.002 302 4	0	0.039 488	0	0.998	9.0398×10^{-7}	0.000 311 53	0.036 2
算法	F16		F17		F18		F19		F20	
	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.
ISABO	-1.031 6	5.8312×10^{-16}	0.443 4	3.2434×10^{-16}	3	2.9027×10^{-15}	-3.861 0	0.002 4	-3.086 5	0.055 5
GWO	-0.914 8	0.202	0.443 4	0.081 8	12.779 8	12.629 6	-3.681 6	0.204 6	-2.323 8	0.469 2
PSO	-1.031 6	6.3208×10^{-16}	0.397 9	0	3	1.6718×10^{-15}	-3.862 8	2.6823×10^{-15}	-3.274 4	0.059 2
SABO	-1.031 6	9.2071×10^{-14}	0.397 9	1.0451×10^{-13}	3	3.9427×10^{-13}	-3.862 8	2.6094×10^{-12}	-3.278 2	0.058 6
SO	-1.031 6	4.2490×10^{-7}	0.397 9	6.6375×10^{-7}	5.7	14.788 5	-3.862 8	1.1302×10^{-6}	-3.277 4	0.059 7
WOA	-1.031 6	6.7752×10^{-16}	0.397 9	0	3	1.6054×10^{-15}	-3.862 8	2.7101×10^{-15}	-3.255 2	0.064 6
算法	F21		F22		F23					
	Avg.	Std.	Avg.	Std.	Avg.	Std.				
ISABO	-10.153 2	6.7549×10^{-7}	-10.402 9	3.1252×10^{-5}	-10.536 4	3.0063×10^{-5}				
GWO	-8.632 9	2.362	-7.937 5	2.680 6	-9.638 2	2.042 7				
PSO	-7.485 2	3.395 5	-8.888 8	2.852 8	-8.997 3	2.887 8				
SABO	-6.610 7	2.854 6	-7.273 5	3.284 4	-6.251 1	3.436 4				
SO	-7.796 3	2.801 6	-7.466 1	3.293 7	-9.022 1	2.861 4				
WOA	-6.642 6	3.451 9	-7.806 2	3.273 1	-7.231 4	3.652 7				

从表1中可以看出, ISABO在基准函数F1~F6、F8~F14、F17~F19、F21~F23上所得到的平均值明显小于其他算法, 这证明ISABO算法在这些函数上所得到的结果相比其他5种算法是最优的。在F15、F20上, SABO所得到的结果最优, 但是ISABO所得到的结果与SABO相比差距并不大, 而且也明显优于其他4种算法的结果, 这表明ISABO在F15、F20上仍然能取得良好的寻优结果。在F7上, WOA的平均值是最优的。因此, 从总体上看, 用ISABO得到的平均值是23个基准函数中最好的, 从而进一步说明ISABO的寻优能力是最优的。另外, 标准差可以说明算法的稳定性, 从标准差的结果来看, 在F1~F7、F9~F11、F15~F17、F20~F23上, ISABO的标准差比其它算法的标准差小, 说明ISABO的稳定性更好。因此, 本文所提出的ISABO算法的寻优能力和稳定性优于其他5种比较算法。

3 实验

人脸识别的基本流程为人脸图像获取—图像预处理—特征提取—人脸识别^[20]。

人脸图像的获取可以使用摄像机等设备进行实时采集, 也可以使用现有的数据库。图像预处理要根据不同的人脸图像以及不同的识别策略规划不同的预处理方案, 例如灰度化、直方图均衡化、滤波、边缘检测等。特征提取是人脸识别中最重要的一环, 特征的选取将直接影响人脸识别的准确率^[21]。人脸识别也可以称为分类识别, 即把待识别的人脸图像分配到正确的类别中, 这些类别依据研究方向的不同而各有差异, 例如, 身份、朝向、年龄等。

本文算法基于人脸识别的基本流程, 先对ORL人脸数据库进行图像预处理, 通过先直方图均衡化, 再进行高斯滤波的方式调整图像的整体

对比度,使得人脸的特征更加明显,其中高斯滤波避免了局部特异性过高的数据对识别准确率的影响;然后利用PCA算法进行特征提取并降维,获取人脸图像的特征;最后利用ISABO算法优化的BP神经网络进行人脸识别。

3.1 数据来源

人脸图像获取的手段多种多样,各种类型的人脸数据库也基本可以满足不同条件下的人脸研究,例如,姿态、年龄、表情等。本文的人脸图像数据集为ORL人脸数据库^[22]。ORL人脸数据集共包含40个目录,每个目录下有10张人脸图像,每个目录表示一个不同的人,也就是说,该数据集包括40个不同人的400张人脸图像。所有的人脸图像以PGM格式存储,均为灰度图,每幅人脸

图像宽度为92像素,高度为112像素,即每幅图像均为像素值 112×92 的图像,总像素数量为10304。

3.2 基于ISABO和BP神经网络的人脸识别模型

BP神经网络具有良好的学习能力,能够作为对数据集分类的基础^[23],但是也有在分类过程中容易陷入到局部最优的缺点。基于BP神经网络的特点,可以采用元启发式算法来优化BP神经网络的参数,帮助其跳出局部最优,以达到更加准确的分类效果。本文利用ISABO优化单隐含层BP神经网络,基于此建立了分类模型ISABO-BP。

ISABO-BP人脸识别模型的流程图如图2所示。

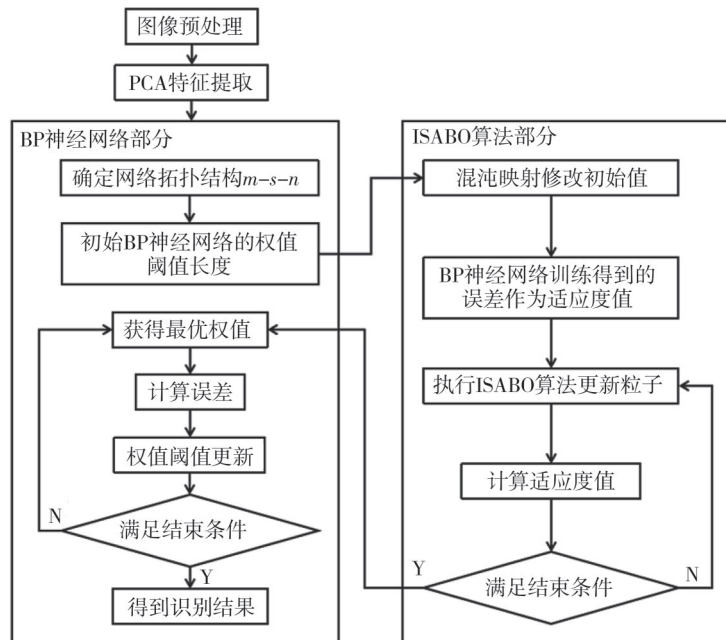


图2 ISABO-BP人脸识别模型的流程图

Fig. 2 The flowchart of ISABO-BP model for face recognition

模型先利用直方图均衡化处理和高斯滤波处理实现图像预处理,再利用主成分分析法对提取到的特征进行降维,得到每幅图像的特征为 m 维。下面就可以利用ISABO-BP模型对人脸图像进行分类,首先确定网络结构,该BP神经网络为单隐含层网络,结构为 $m-s-n$,其中输入层节点数 m 为每一幅人脸图像的特征数,隐含层的节点数为 s ,输出层节点数 n 为每个人的标签的维数,对于激活函数,在输入层与隐含层之间采用tansig函数,在隐含层与输出层之间采用sigmoid函数。从该网络结构可得,该BP神经网络的权值和偏差共有

$m \times s + s + s \times n + n$ 个,这些值将映射为ISABO算法的个体进行优化。对于适应度函数,本文将真实值与训练值的差的绝对值之和作为适应度函数,即

$$E = \sum_i^N |x_i - \tilde{x}_i|, \tag{12}$$

式中: x_i 为真实值; \tilde{x}_i 为训练值。

通过ISABO算法进行寻优,通过计算式(12)找到最小适应度值的最优个体,再通过训练集对网络的训练,确定最优的ISABO-BP模型的权值与偏差。最后将该模型作为分类器进行人脸识别任务。

3.3 实验结果

3.3.1 图像预处理

直方图均衡化可以提高图像的对比度,进而增强图像的整体特征。该方法的原理是将较小的图像灰度范围以一定规则延伸至较大的灰度范围,根据映射函数得到直方图服从均匀分布的人脸图像^[24]。图3是原始图像依次进行直方图均衡化和高斯滤波的预处理结果。

高斯滤波器^[25]是图像复原中的一种有效的方法,该方法能够通过滤波处理,避免图像中的“尖锐”灰度值对特征的影响。该方法的原理是利用高斯模板与图像的各个像素实施卷积运算。使用高斯滤波器对图像进行滤波,能够有效地降低图像像素之间的剧烈变化,避免了人脸图像中局部区域过高或过低的灰度值对识别的影响。



图3 预处理前后图像对比

Fig. 3 Comparison of images before and after preprocessing

3.3.2 特征提取

特征提取就是找到人脸图像中的关键信息,将这些信息代替人脸进行识别,并去掉冗余信息,这样就有效降低了识别和计算的复杂程度^[26]。主成分分析法(Principle Component Analysis, PCA)是一种比较准确且快速的数据处理手段^[27]。该方法的原理是利用线性变换将原始数据变换为一组各维度线性无关的表示,可用于提取数据的主要特征分量。PCA本质上利用样本的协方差矩阵的特征值与特征向量,将高维数据投影到特征向量生成的低维空间中,从而实现特征提取与降维。

本文利用直方图均衡化处理和高斯滤波处理

实现图像预处理,再利用主成分分析法对提取到的特征进行降维,得到每幅图像的特征为40维。ORL人脸数据集为40个不同的人脸图像,故每个人的标签设置为40维向量,即

$$Table^i = (0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)_{1 \times 40}, \quad (13)$$

其中元素“1”的列数*i*等于第*i*个人的原标签*i*,其余元素为0。特别地,本文还设置了一个拒识标签: $(0, 0, \dots, 0)_{1 \times 40}$,这是一个全为零的40维向量,识别过程中未被识别为该数据集的人脸图像的标签暂时定为拒识标签。

3.3.3 参数选择与网络结构

1) 输入层个数*m*。输入层的个数是由前一步特征提取决定的,在特征提取阶段使用PCA方法将图像维数降低为40,因此输入层个数也确定为40。

2) 隐藏层个数*s*。采用交叉验证的方法确定隐藏层的最优个数,隐藏层个数为10~120,每5个值验证一次。图4是交叉验证后最终得到的结果。由图4可知,隐含层节点数*s*≥50的准确率均在90%以上,准确率最高时的隐含层节点数为85,因此本文选取的隐含层节点数为85。

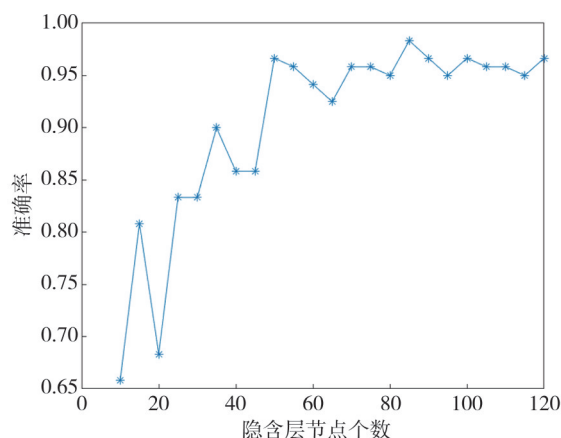


图4 不同隐藏层个数下ISABO-BP模型的识别率

Fig. 4 The recognition rate of ISABO-BP model under different number of hidden layers

3) 输出层个数*n*。输出层个数由标签(lable)确定,人脸图像的标签已在上文中提到,是一个40维的向量族,因此将输出层个数设置为40。

4) 激活函数。激活函数能增加非线性因素,解决线性模型表达能力不足的缺陷。对于隐藏层使用tansig激活函数

$$\tan sig(x) = \frac{2}{1 + e^{-2x}} - 1. \quad (14)$$

相比其他函数,tansig函数拥有能统一输入范围、充分利用激活函数活跃区间的优点,对于复

杂的输入数据来说,其具有良好的回归能力。

对于输出层使用 sigmoid 函数作为激活函数。

$$\text{sigmoid}(z) = \frac{1}{1 + e^{-z}} \quad (15)$$

该函数被广泛用于神经网络与深度学习分类任务的输出层,能够输出类标签数据,是分类任务的首选。

综上,本文的 BP 神经网络结构为 40-85-40,其中隐含层节点数 40 为每一幅人脸图像的特征数,隐含层的节点数为 85,输出层节点数 40 为每个人的标签的维数,输入层到隐含层的激励函数使用 tansig 函数,隐含层到输出层使用 sigmoid 函数。BP 神经网络的权值和偏差的数量为 $40 \times 85 + 85 + 85 \times 40 + 40 = 6925$,因此可以得到 ISABO 算法的初始粒子的维数为 6925,使用式(12)作为 ISABO 的适应度函数,在 ISABO 中,粒子总数为 50,最大迭代次数为 1000。

3.3.4 ISABO-BP 神经网络人脸识别

本文选取 280 幅图像的训练集,120 幅图像的测试集,利用本文提出的 ISABO-BP 模型进行实验。

图 5 是测试结果与真实结果的对比,其中横坐标为测试集人脸图像的序号,分别从 1~120,代表测试集 120 幅人脸图像。显然,识别正确的图像所对应的点应与真实结果重合,识别错误的图像对应于其他位置上的点。从图 5 中可以明显地观察到本文方法的识别率较高,但有 2 幅图识别错误,分别是序号为 18 真实标签为 6 的图像识别为标签 21,序号为 79 真实标签为 27 的图像识别为标签 39。

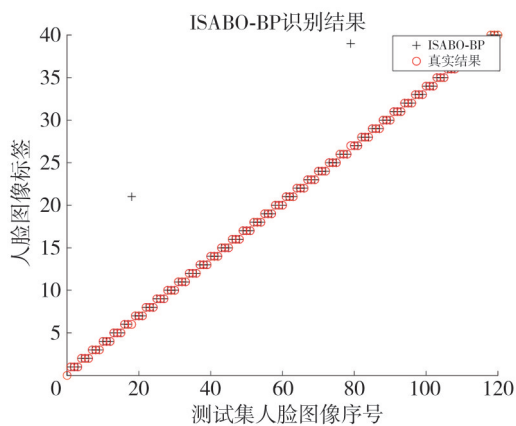


图 5 测试结果与真实结果对比

Fig. 5 Comparison between test results and actual results

3.3.5 算法比较

本文使用的算法评价指标为

$$\text{准确率} = \frac{\text{正确识别个数}}{\text{人脸图像总数}} \times 100\%$$

$$\text{错识率} = \frac{\text{未正确识别个数}}{\text{人脸图像总数}} \times 100\%$$

误识率 =

$$\frac{\text{识别为该数据集图像但识别错误的个数}}{\text{人脸图像总数}} \times 100\%$$

$$\text{拒识率} = \frac{\text{识别为非该数据集个数}}{\text{人脸图像总数}} \times 100\%$$

标准差 =

$$\sqrt{\frac{(a_1 - \bar{a})^2 + (a_2 - \bar{a})^2 + \dots + (a_N - \bar{a})^2}{N}}$$

式中: $a_i (i=1, 2, \dots, N)$ 为第 i 次实验的准确度; N 为实验次数; \bar{a} 为 N 次实验的平均值。

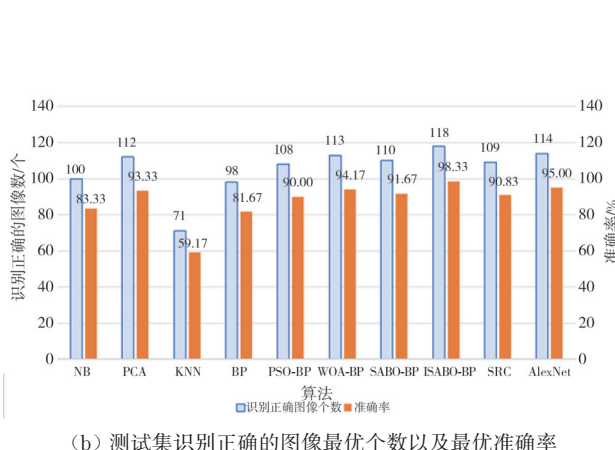
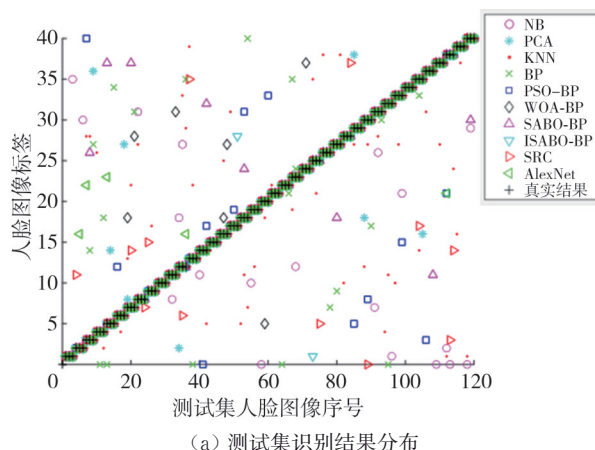
为了验证本文算法 ISABO-BP 模型的有效性,选取朴素贝叶斯算法(Naive Bayes, NB)、PCA 算法、K 近邻算法(K-nearest neighbor, KNN)、BP 神经网络、PSO-BP 模型、WOA-BP 模型、SABO-BP 模型、稀疏表示分类(Sparse Representation based Classifier, SRC)算法、AlexNet 模型与 ISABO-BP 模型进行比较,并且这 10 种算法采用相同的图像预处理。

图 6(a) 为 10 种人脸识别方法测试结果与真实结果的对比图,它的横纵坐标的含义与图 5 相同。图 6(b) 为 10 种人脸识别方法识别正确的图像的最优个数以及最优识别准确率。从图 6(a) 可以看出,ISABO-BP 模型的识别结果与真实结果重合的点的数量最多;从图 6(b) 可以看出,ISABO-BP 模型的识别正确的图像的最优个数以及最优识别准确率最高,进一步说明 ISABO-BP 模型优于 NB 算法、PCA 算法、KNN 算法、BP 神经网络、WOA-BP 模型、PSO-BP 模型、SABO-BP 模型、SRC 算法、AlexNet 模型。

表 2 为 10 种算法独立运行 20 次后的准确率和标准差的对比。从表 2 中可以看出,ISABO-BP 的平均准确率为 97.5%,最优准确率为 98.33%,均为最高,其他方法的准确率从高到低依次为 AlexNet、WOA-BP、PCA、SABO-BP、PSO-BP、SRC、NB、BP、KNN。从标准差来看,PCA 的标准差最小,证明该方法最稳定,但该方法准确率仍未超过 95%,而 ISABO-BP 的标准差仅次于 PCA 与 KNN,但 ISABO-BP 的平均准确率和最优准确率明显高于这两个算法。从拒识率与拒错比来看,ISABO-BP 的值极小,说明该方法的学习能力很好。因此 ISABO-BP 总体上优于

其他9种算法,证明本文算法 ISABO-BP 适用于

人脸模式识别,具有一定的学习性和稳定性。



(a) 测试集识别结果分布

(b) 测试集识别正确的图像最优个数以及最优准确率

图 6 10种算法测试结果与真实结果的对比

Fig. 6 Comparison between test results and real results of ten algorithms

表 2 10种算法的识别结果指标对比

Tab. 2 Index comparison of recognition results for ten algorithms

人脸识别算法	平均准确率/%	最优准确率/%	标准差	平均错误率/%	平均误识率/%	平均拒识率/%	平均拒错比/%
NB	81.67	83.33	0.844 2	16.67	13.33	3.33	20.00
PCA	93.33	93.33	0	6.67	6.64	0.03	4.34
KNN	59.17	60.00	0.108 2	40.00	38.80	1.20	0.03
BP	76.40	83.33	6.985 7	23.60	17.29	6.31	26.76
PSO-BP	88.43	91.67	3.554 5	11.57	10.55	1.02	8.91
WOA-BP	94.17	95.50	2.047 6	5.83	5.30	0.53	9.10
SABO-BP	90.75	92.50	1.386 8	9.35	8.79	0.56	5.99
ISABO-BP	97.50	98.33	0.559 2	2.50	2.50	0.00	0.00
SRC	90.37	91.33	2.034 7	9.63	8, 71	0.92	9.57
AlexNet	94.41	95.67	1.435 1	5.59	5.17	0.42	7.51

3.3.6 实验推广

为了进一步验证算法的有效性,在AR人脸图像数据库和LFW人脸图像数据库上进行实验。AR数据库有126人的脸图像,每人26张图像,共计3276张人脸图像,每张图像的像素大小为 50×50 。LFW人脸数据库有120人的脸图像,每人6张,共计720张人脸图像,每张图像的像素大小为 165×120 。这两个测试集的数据量比ORL人脸数据库更大,更能充分证明算法的有效性。

下面对两个数据库进行实验,实验环境与之前的实验相同,从AR数据库随机选择全部126人中26张图像的13张作为训练集,共计1638张图像,其余为测试集。从LFW数据库随机选择全部120人中6张图像的3张作为训练集,共计360张图像,其余为测试集。实验独立进行20次。

图7和图8分别为10种算法在AR数据库和LFW数据库上的测试结果与真实结果的对比,包括准确率、误识率和拒识率的对比。实验结果表明ISABO-BP模型在AR数据库和LFW数据库上

的各项指标均优于其他人脸识别算法,这进一步证明ISABO-BP具有学习性和准确性,适用于人脸模式识别。

表3为在两个数据库独立实验20次后,10种算法的标准差。

表 3 10种算法在AR数据库和LFW数据库上运行20次后的标准差
Tab. 3 Standard deviation of ten algorithms after twenty times experiments on AR database and LFW database

人脸识别算法	标准差	
	AR数据库	LFW数据库
NB	14.626 1	2.567 0
PCA	0.394 0	0.004 1
KNN	0.732 7	0.394 0
BP	27.072 1	12.803 3
PSO-BP	12.369 3	7.943 2
WOA-BP	11.205 6	4.148 2
SABO-BP	10.684 3	2.733 8
ISABO-BP	1.518 3	1.483 2
SRC	4.888 2	2.364 2
AlexNet	11.889 8	2.572 6

由表3可以看出,随着数据库的增强,10种算法的标准差有所增大,这说明各算法的稳定性

也有一定程度的削弱,但 ISABO-BP 模型仍能保 型具有良好的稳定性。
持较低的标准差,因此进一步说明 ISABO-BP 模

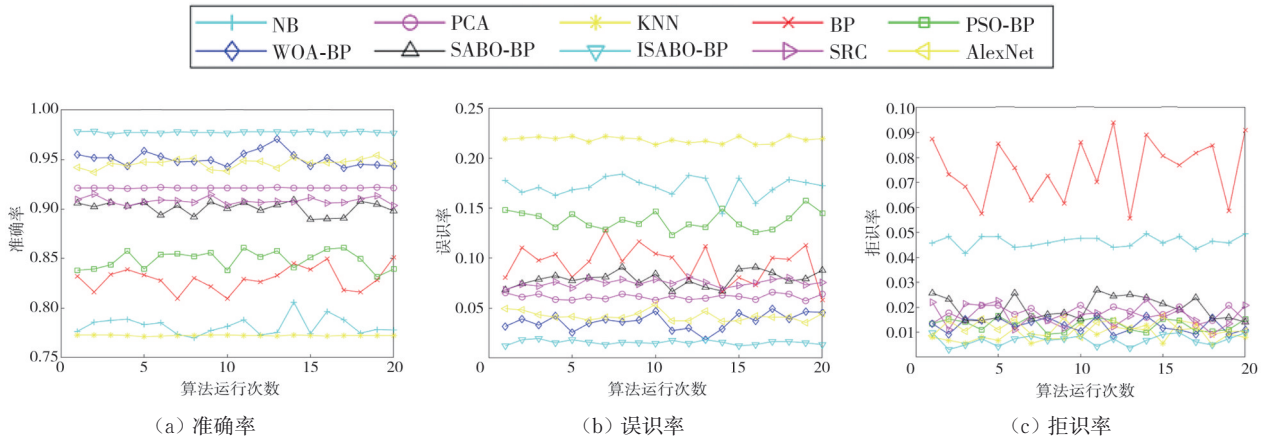


图 7 10种算法在 AR 数据库上运行 20 次后各项指标的对比

Fig. 7 Comparison of various indicators after the algorithm in 10 is run on the AR database for 20 times

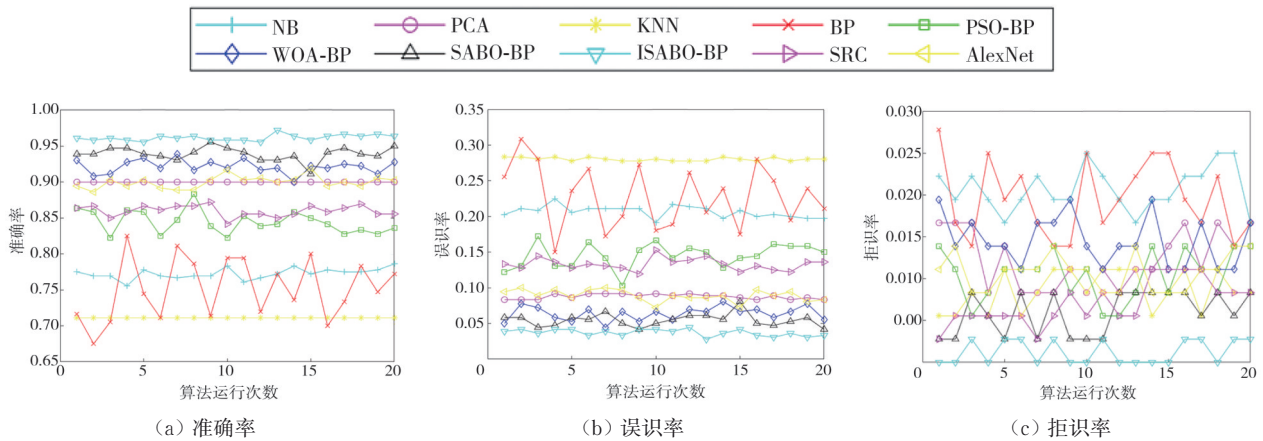


图 8 10种算法在 LFW 数据库上运行 20 次后各项指标的对比

Fig. 8 Comparison of various indicators after the algorithm in 10 is run on the LFW database for 20 times

4 结 论

本文提出了基于改进型减法平均优化算法优化 BP 神经网络的人脸识别方法 ISABO-BP。首先利用直方图均衡化和高斯滤波对人脸图像进行预处理,然后利用 PCA 算法进行特征提取,最后利用改进的减法平均优化算法优化的 BP 神经网络模型对人脸图像进行分类识别。在 ORL、AR、LFW 人脸数据库中的实验表明,ISABO-BP 在 3 个数据库上的平均识别率都超过 96%,高于其他算法,而且其标准差、错识率、拒识率、拒错比都相对较小,相比其他算法也具有较好的稳定性与学习性。但是,本文仅研究了 ISABD-BP 算法对静态的相对清晰的人脸图像识别,其对动态的人脸或者模糊的人脸图像识别还有待进一步研究。

参考文献:

[1] 陈文云. 人脸识别技术综述[J]. 科学与信息化, 2022 (16): 19-21.
 CHEN Wenyun. Overview of face recognition technology[J]. Technology and Information, 2022(16): 19-21. (in Chinese)
 [2] LU L, ZHOU Y, PANETTA K, et al. Comparative study of histogram equalization algorithms for image enhancement [C]//SPIE Proceedings, Mobile Multimedia/Image Processing, Security, and Applications, 2010, 7708: 337-347.
 [3] KOVESI P. Fast almost-gaussian filtering [C]//2010 International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. IEEE, 2010: 121-125.
 [4] LABRÍN C, URDINEZ F. Principal component analysis

- [M]. London: Chapman and Hall/CRC, 2020: 375-393.
- [5] LIU X, GENG G, WANG X. Automatically face detection based on BP neural network and Bayesian decision[C]//2010 Sixth International Conference on Natural Computation. IEEE, 2010, 3: 1590-1594.
- [6] SUDHANVA E V, MANJUNATH ARADHYA V N, NAVEENA C. Analysis of Different Neural Network Architectures in Face Recognition System[C]//Proceedings of the Second International Conference on Computer and Communication Technologies. New Delhi: Springer, 2016: 469-477.
- [7] CHANDRA R, AN-NISSA S, ZAMZAMI E M. Comparative analysis of eigenface and learning vector quantization (LVQ) to face recognition[J]. Journal of Physics: Conference Series. IOP Publishing, 2020, 1566(1): 012012.
- [8] LIU J, ASHRAF M A. Face recognition method based on GA-BP neural network algorithm[J]. Open Physics, 2018, 16(1): 1056-1065.
- [9] YANG B, SU X H, WANG Y D. BP neural network optimization based on an improved genetic algorithm[C]//Proceedings of International Conference on Machine Learning and Cybernetics. IEEE, 2002: 64-68.
- [10] KRISHNA N L A, DEEPAK V K, MANIKANTAN K, et al. Face recognition using transform domain feature extraction and PSO-based feature selection[J]. Applied Soft Computing, 2014, 22: 141-161.
- [11] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [12] LAKSHMI A V, MOHANAIHAH P. WOA-TLBO: Whale optimization algorithm with Teaching-learning-based optimization for global optimization and facial emotion recognition [J]. Applied Soft Computing, 2021, 110: 107623.
- [13] TANYILDIZI E, DEMIR G. Golden sine algorithm: a novel math inspired algorithm [J]. Advances in Electrical and Computer Engineering, 2017, 17(2): 71-78.
- [14] TROJOVSKÝ P, DEGHANI M. Subtraction-average-based optimizer: a new swarm-inspired meta-heuristic algorithm for solving optimization problems [J]. Biomimetics, 2023, 8(2): 149.
- [15] 郑肇葆. 混沌映射在优化计算中的应用[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2007, 32(11): 998-1000.
ZHENG Zhaobao. Application of chaos mappings in optimization calculation [J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2007, 32(11): 998-1000. (in Chinese)
- [16] HABUTSU T, NISHIO Y, SASASE I, et al. A secret key cryptosystem by iterating a chaotic map [C]//Advances in Cryptology—EUROCRYPT'91: Workshop on the Theory and Application of Cryptographic Techniques, 1991: 127-140.
- [17] PELINOVSKY E, KURKIN A, KURKINA O, et al. Logistic equation and COVID-19 [J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2020, 140: 110241.
- [18] LEFCHECK J S. piecewiseSEM: Piecewise structural equation modelling in *r* for ecology, evolution, and systematics [J]. Methods in Ecology and Evolution, 2016, 7(5): 573-579.
- [19] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer [J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [20] 庄薪霖. 人脸识别方法综述[J]. 科技创新与应用, 2022, 12(2): 130-132.
ZHUANG Xinlin. Summary of face recognition methods [J]. Technology Innovation and Application, 2022, 12(2): 130-132. (in Chinese)
- [21] 郑雪原. 基于局部特征提取的人脸识别方法的优化研究[J]. 自动化应用, 2023, 64(7): 54-56.
ZHENG Xueyuan. Research on optimization of face recognition method based on local feature extraction [J]. Automation Application, 2023, 64(7): 54-56. (in Chinese)
- [22] GROSS R. Face databases[M]. New York: Springer-Verlag, 2005: 301-327.
- [23] 唐健. 基于核主成分分析法的GA-BP神经网络短期用电负荷预测[D]. 衡阳: 南华大学, 2017.
- [24] 吴成茂. 直方图均衡化的数学模型研究[J]. 电子学报, 2013, 41(3): 598-602.
WU Chengmao. Studies on mathematical model of histogram equalization [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(3): 598-602. (in Chinese)
- [25] 欧仁侠, 陈洪斌, 鲍捷. 高斯滤波器特性分析及应用研究[J]. 中国新通信, 2015, 17(24): 135.
OU Renxia, CHEN Hongbin, BAO Jie. Characteristic analysis and application research of Gaussian filter [J]. China New Telecommunications, 2015, 17(24): 135. (in Chinese)
- [26] 陈鹏. 人脸特征提取方法的研究[J]. 中国水运(理论版), 2006, 4(12): 106-108.
- [27] 王慧, 黄睿, 刘林慧, 等. 基于MATLAB的人脸识别算法研究[J]. 自动化应用, 2022(9): 69-71.
WANG Hui, HUANG Rui, LIU Linhui, et al. Research on face recognition algorithm based on MATLAB [J]. Automation Application, 2022(9): 69-71. (in Chinese)