

基于多遗传算法的BP神经网络人脸识别

曾 坤,姜志侠*

(长春理工大学 理学院,吉林 长春 130000)

摘 要:人脸识别应用十分广泛,在实际问题中较高的识别率十分重要,其中BP神经网络模型广泛用于人脸识别.然而在现实应用中,BP神经网络结构和权值阈值的选取往往依靠经验值,这使得BP神经网络存在容易陷入局部最优和收敛速度慢等问题.针对该问题,提出了一种基于多遗传算法优化BP神经网络结构和权值阈值的人脸识别方法.利用主成分分析算法对人脸图像进行降维,快速独立成分分析算法对人脸图像进行特征提取,以组合算法的方式使得处理后的人脸图像特征更加明显.通过第一层遗传算法优化BP神经网络的结构,第二层遗传算法优化BP神经网络的权值阈值,以此解决BP神经网络陷入局部最优和收敛速度慢等问题.基于ORL人脸库进行仿真验证,实验结果表明该算法具有较高的识别率.

关键词:人脸识别;主成分分析;独立成分分析;遗传算法;BP神经网络

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2021)01-0077-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2021.01.014

Face Recognition Based on BP Neural Network with Multiple Genetic Algorithm

ZENG Kun,JIANG Zhi-xia*

(School of Science,Changchun University of Science and Technology,Changchun 130000,China)

Abstract:The application of face recognition is highly extensive,and the high recognition rate is quite important in practical problems. Among them,BP neural network model is widely used in face recognition. However,the selection of BP neural network structure and weights and threshold often depends on empirical value,which makes BP neural network prone to fall into local optimal and slow convergence speed and so on. Aiming at the problem,we propose a face recognition method based on multiple genetic algorithm to optimize the structure and weights and threshold of BP neural network. The principal component analysis is used to reduce the dimension of face image,and the fast independent component analysis is used to extract the feature of face image,so as to make the processed face image more obvious in the way of combination algorithm. The first layer genetic algorithm optimizes the structure and the second optimizes the weights and threshold of BP neural network,in order to solve the problems of falling into local optimization and slow convergence speed and so on. Simulation results based on ORL face database show that the proposed method has high recognition rate.

Key words:face recognition;principal component analysis;independent component analysis;genetic algorithm;BP neural network

0 引 言

随着时代的进步,科技的不断发展,在许多领域出现了新兴技术.这些技术的出现也不断地推动着其他领域的发展,同时一些新的需求也不断体现出来.而人脸识别技术正是在这样的背景下应运而生的.人脸识别的应用十分广泛,例如门禁系统^[1]、银行业务^[2]、公安犯罪嫌疑人侦查^[3]等.近几十年,人脸识别技术发展迅猛,吸引了各个领域的学者参与研究^[4-5],应用

前景广泛,具有重要的现实意义.

人脸识别是一种基于人的脸部特征信息进行身份识别的生物识别技术^[6].人脸识别一般主要分为三个步骤:一是人脸图像获取,二是人脸特征提取,三是人脸识别.学者们也提出不少相关算法.1901年统计学家Karl Pearson^[7]提出了PCA(principal components analysis)算法,PCA算法将高维的数据映射到低维空间,并保留了原数据的一些特征.该算法广泛用于数据

收稿日期:2020-02-19

修回日期:2020-06-22

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51378076)

作者简介:曾 坤(1997-),男,硕士研究生,研究方向为应用数学、最优化理论与算法;通讯作者:姜志侠(1976-),女,教授,博士,研究方向为最优化理论与应用。

降维、数据压缩等。Herault 等人^[8-9]针对盲源信号的分离提出了 ICA(independent component analysis)算法并加以发展. 其中 1997 年 Hyvarinen^[10]提出的 FastICA 算法,具有收敛速度快、分离效果好的优点。近年来,一些学者^[11-12]将 ICA 算法用于模式识别,并且取得了较好的效果。1986 年 Rumelhart 等人^[13]提出了按误差逆向传播训练的 BP 神经网络算法,广泛用于模式识别、目标分类等。

该文提出了一种基于多遗传算法优化 BP 神经网络结构和权值阈值的人脸识别方法。对人脸图像的预处理采用了 PCA 和 FastICA 算法,更大程度上提取人脸图像的特征,有利于后续的识别工作。首先用 PCA 算法对人脸图像进行降维,用 FastICA 算法提取降维后的人脸图像特征。针对 BP 神经网络易陷入局部最优、收敛速度慢等缺点,主要采用遗传算对 BP 神经网络的训练函数、训练次数、隐藏层的层数、隐藏层的神经元个数和权值阈值进行优化处理。仿真实验结果显示,识别率有了一定程度的提高。

1 人脸特征提取

1.1 ORL 人脸数据库

该文采用 ORL 人脸数据库进行仿真,ORL 人脸数据库共由 40 个人脸样本组成,每个人脸样本各 10 张,共计 400 张人脸图像。每张人脸图像尺寸均为 92×112 ,包含不同性别、年龄以及种族等。其中部分人脸有不同的面部表情,微笑、张嘴以及是否戴眼镜等。各张人脸之间存在的一定差异,对识别的算法具有较高的检测能力。在人脸库中随机选取 5 张人脸组成训练集 T ,每一个人中剩余的 5 张人脸组成测试集 Y 。对训练集进行数字化处理,将每一张的人脸的灰度值按列连接成 $10\ 304 \times 1$ 维的列向量,从而将训练集 200 张人脸图像处理为 $10\ 304 \times 200$ 维的矩阵。对于测试集做同样的处理。

1.2 PCA 算法

PCA 算法是一种较为常用的降维算法,PCA 算法的主要思想是截取较高贡献率的特征值对应的特征向量,从而构成比原数据维度较低的变换矩阵,通过线性变换将高维数据沿着方差最大的方向投影到低维空间。对于人脸训练集 $T=(t_1, t_2, \dots, t_n)$,共有 n 张人脸样本,每张人脸用向量表示为 $t_i=(t_{1i}, t_{2i}, \dots, t_{mi})^T$,计算 n 张人脸的均值,平均脸为:

$$\bar{T} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n t_i$$

计算每一张人脸与平均脸的差值:

$$p_i = t_i - \bar{T}$$

平均脸和去均值人脸如图 1 所示。



图 1 平均脸(左)和去均值人脸(右)

令 $P=(p_1, p_2, \dots, p_n)$,构建人脸的协方差矩阵:

$$C = PP^T$$

传统的主成分分析算法是通过样本的协方差矩阵特征值分解进行的。但是对于高维数据,即样本的维度 m 很大的时候,协方差矩阵为 $m \times m$ 维,导致计算量非常大。为了避免上述问题,通常对样本采用 SVD(singular value decomposition)的思想进行处理,构造矩阵:

$$\tilde{C} = P^T P$$

用公式 $(\lambda I - \tilde{C})v = 0$ 求解 \tilde{C} 的特征值 $(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$ 和特征向量 (v_1, v_2, \dots, v_n) ,其中 I 是单位矩阵。对矩阵 P 进行 SVD 处理:

$$P = U \Sigma V^T$$

其中, $U=(u_1, \dots, u_r, u_{r+1}, \dots, u_m)$ 为 $m \times m$ 的正交矩阵, Σ 为 $m \times n$ 对角矩阵,主对角线上元素为非负特征值的开方 $\sqrt{\lambda_1}, \sqrt{\lambda_2}, \dots, \sqrt{\lambda_n}$,其余元素为 0。 $V=(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 为 $n \times n$ 的正交矩阵。其中 $u_i = \frac{1}{\sqrt{\lambda_i}} P v_i, i=1, 2, \dots, r$,特征值是从大到小排列,即 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n \geq 0$,对应的特征向量为 (v_1, v_2, \dots, v_n) 。计算特征值的贡献率:

$$r = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

特征值数量与特征值贡献率的关系如图 2 所示。

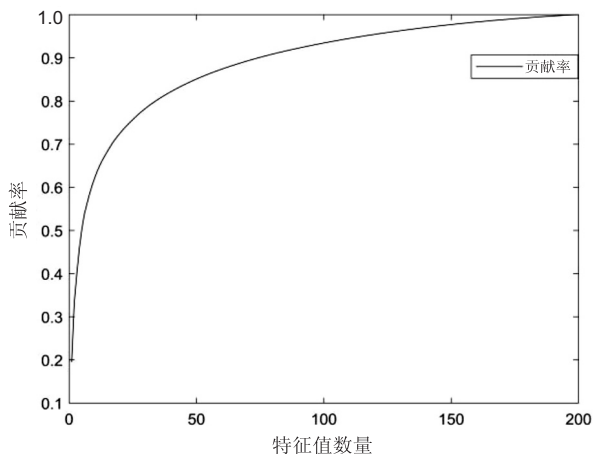


图 2 特征值贡献率

由图 2 可以看出,较大的特征值贡献较多的能量。选取前 k 个贡献率较多的特征值对应的特征向量,从

而计算得到投影矩阵 $U = (u_1, u_2, \dots, u_k)^T$, 使得投影后的数据维数比原数据维数低。将投影矩阵还原为人脸像素则可得到特征脸, 其特征脸如图 3 所示。

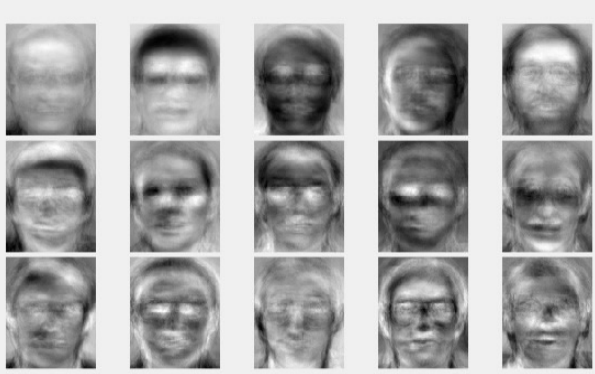


图3 特征脸

1.3 基于负熵的 FastICA 算法

FastICA 算法处理的数据要求各个分量之间是统计独立或者尽可能独立^[14], 因此在 1.2 中对人脸图像用 PCA 算法进行了预处理, 消除变量之间的相关性。FastICA 算法是 ICA 算法的改进, 由于收敛速度快、效果好而得到广泛应用。本节采用 FastICA 算法对人脸图像进行特征提取。设观测样本数据 X 为 $m \times n$ 阶的矩阵, 共有 n 个数据, 每个数据为 m 维。

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ x_{m1} & x_{m2} & \cdots & x_{mn} \end{pmatrix}$$

独立信号源为:

$$S = \begin{pmatrix} s_{11} & s_{12} & \cdots & s_{1n} \\ \vdots & \vdots & \cdots & \vdots \\ s_{m1} & s_{m2} & \cdots & s_{mn} \end{pmatrix}$$

即有混合矩阵 A , 使得 $X = AS$, 从而寻找一个恢复矩阵 W , 使得 $B = WX$, 让 B 逼近于 S 。Hyvarinen 等人^[15]改进了 FastICA 算法, 用负熵来度量非高斯性, 最大化负熵使得非高斯性最大。采用较为经典的负熵近似公式^[16]作为目标函数:

$$J(y) = [E\{g(y)\} - E\{g(y_{\text{Gauss}})\}]^2$$

其中, $J(y)$ 为随机变量 y 的负熵, $E\{\cdot\}$ 表示均值, g 为非线性函数, 取为:

$$g(y) = \frac{1}{a_1} \log(\cosh a_1 y)$$

导函数为 $g'(y) = \tanh(a_1 y)$ 。经过化简后得到 FastICA 的迭代公式为:

$$W_{n+1} = E\{xg(W_n^T x)\} - E\{g(W_n^T x)\} W_n$$

对迭代后的恢复矩阵进行归一化处理:

$$W = \frac{W_{n+1}}{\|W_{n+1}\|}$$

若 W 未满足收敛条件, 则重复上述过程直到收

敛。计算投影矩阵 B :

$$B = WX$$

训练集 T 在投影矩阵 B 下的投影为 $T_B = B^T T$, 测试集 Y 在投影矩阵 B 下的投影为 $Y_B = B^T Y$ 。其独立成分人脸图像如图 4 所示, 对比图 3 可以看出, 经过 FastICA 算法处理后, 人脸特征更加明显。

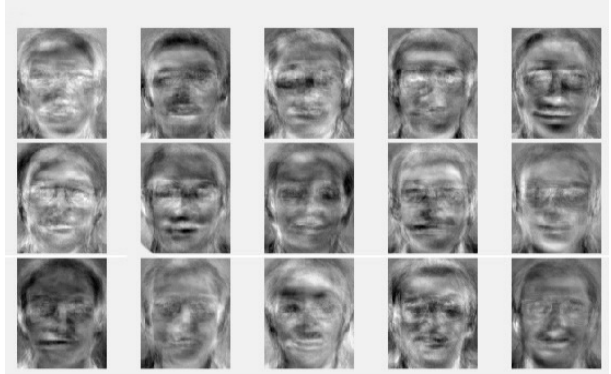


图4 FastICA 算法处理后的人脸

2 多遗传算法优化 BP 神经网络

2.1 遗传算法优化 BP 神经网络结构

遗传算法作为启发式算法的一种, 通过概率的方式进行选择、交叉、变异。在多次迭代的子代种群中选择优良的个体, 能够有效地寻找全局最优解。而 BP 神经网络的结构往往依靠经验选取, 对于训练函数、训练次数、隐藏层层数及每一个隐藏层的神经元个数较为敏感。本节采用遗传算法对上述结构进行优化, 在一定程度上避免了 BP 神经网络陷入局部最优、收敛速度慢等问题。

染色体的设置: 在一般的遗传算法中, 染色体为等长的染色体, 但是文中由于 BP 神经网络隐藏层层数的变化, 染色体的长度可能不一样, 因此设计染色体为变长的染色体。编码方式为正整数编码, 每一个基因位的意义表示为: 第一个基因位为 BP 神经网络的训练函数; 第二个基因位为 BP 神经网络的训练次数; 第三个基因位为 BP 神经网络隐藏层的层数; 第四到第六个基因位为 BP 神经网络隐藏层每一层的神经元个数。其中第三个基因位的值决定了剩下基因的位数, 染色体的格式为 $X = [x_1, x_2, x_3, \dots]$, 每一个基因的取值范围为:

$$1 \leq x_1 \leq 4$$

$$3\ 000 \leq x_2 \leq 6\ 000$$

$$1 \leq x_3 \leq 3$$

$$30 \leq x_4, x_5, x_6 \leq 45$$

初始种群: 采用随机化的方法初始种群, 在保证每个基因的值满足其对应的约束情况下随机生成染色体。例如染色体 $X_1 = [2, 5\ 230, 2, 41, 36]$, 则 X_1 表示

选用的训练函数为第二个函数, BP 神经网络的训练次数为 5 230, BP 神经网络的隐藏层层数为 2 层, 第一个隐藏层的神经元个数为 41, 第二个隐藏层的神经元个数为 36。

适应度值计算及选择操作: 本节遗传算法主要优化 BP 神经网络结构, 以此提高人脸图像的识别率, 因此将识别率作为适应度值。选择操作采用轮盘赌方法, 每个个体被选中的概率为:

$$P_i = f_i / \sum_{j=1}^N f_j$$

其中, f_i 是第 i 个个体的适应度值, N 是种群大小。

交叉: 由于染色体是变长的, 染色体的交叉采用基于随机交叉点的混合交叉方式。交叉点为随机生成的正整数, 最大值为较短染色体长度。当随机交叉点的值为 $[1, 3]$ 时, 采用单点交叉, 以随机交叉点为基准互换两条染色体配对部分。当随机交叉点的值为 $[4, 6]$ 时, 即为隐藏层的神经元个数基因位时, 采用两点交叉, 在染色体中随机选择两个交叉点。其中两个交叉点值均大于 3, 但是小于等于较短染色体的长度, 然后两条染色体互换交叉点内的基因。

对于交叉概率的设置, 常规的遗传算法采用固定的交叉概率, 使得较小和较大适应度值的个体具有相同的交叉概率。对于较大适应度值的个体可能被破坏, 应需要较小的交叉概率, 尽可能地保留较好的个体。对于较小适应度值的个体, 应需要较大的交叉概率, 通过交叉的方式获得更好的基因, 因此采用自适应的交叉概率, 对于较大适应度值的个体自动调整交叉概率, 获得较小的交叉概率, 较小适应度值的个体则获得较大的交叉概率。其自适应交叉概率^[17]如下:

$$P_c = \begin{cases} k_1 \frac{f_{\max} - f_c}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_c > f_{\text{avg}} \\ k_2, & f_c \leq f_{\text{avg}} \end{cases}$$

其中, f_{\max} 为种群中的最大适应度值, f_c 为待交叉个体适应度值, f_{avg} 为种群中的平均适应度值, k_1, k_2 为常数。

变异: 变异采用单点变异的方法。当变异点的基因位不为 3 的时候, 则随机生成一个对应基因值域范围内的值进行变异。当变异点的基因位为 3 时, 即 BP 神经网络的隐藏层层数发生变异, 则随机生成一个层数值域范围内的变异值, 若变异值小于隐藏层层数, 则隐藏层的基因位相应减少, 若大于隐藏层层数, 则隐藏层的基因位相应增加。对于变异概率同交叉概率一样, 采用自适应的变异概率^[17], 其公式如下:

$$P_m = \begin{cases} k_3 \frac{f_{\max} - f_m}{f_{\max} - f_{\text{avg}}}, & f_m > f_{\text{avg}} \\ k_4, & f_m \leq f_{\text{avg}} \end{cases}$$

其中, f_{\max} 为种群中的最大适应度值, f_m 为待变异个体的适应度值, f_{avg} 为种群中的平均适应度值, k_3, k_4 为常数。

2.2 遗传算法优化 BP 神经网络权值阈值

BP 神经网络是基于误差减小反向更新权值阈值的, 对初始权值阈值较为敏感^[18], 若按照传统方式随机选取网络的初始权值阈值, 则有可能在 BP 神经网络训练过程中陷入局部最优等问题, 因此采用遗传算法对 BP 神经网络的权值阈值进行优化。

染色体设置: 该网络中权值阈值数量多, 若采用单染色体, 则每条染色体长度十分大, 在交叉变异中不利于个体进化。因此改进单染色体为多染色体并行执行, 使得每一层的权值阈值都得到有效优化。对于 2.1 中得到的 BP 神经网络结构, 例如: 一个输入层, 一个隐藏层, 一个输出层, 则会有两组权值, 输入层到隐藏层权值, 隐藏层到输出层权值, 两组阈值, 输入层到隐藏层阈值, 隐藏层到输出层阈值。一共有四条染色体, 分别记为 W_1, W_2, B_1, B_2 。每组染色体初始化为 $-0.5 \sim 0.5$ 之间的随机值, 共四组对应子种群。设种群为: $\text{pop} = [\text{pop}W1, \text{pop}W2, \text{pop}B1, \text{pop}B2]$ 。

适应度值计算: 将初始化的染色体传入 BP 神经网络, 通过 2.1 确定 BP 神经网络的结构, 对 BP 神经网络进行训练。用训练好的 BP 神经网络计算人脸测试集的识别率, 把识别率作为适应度值。

选择运算: 采用父子竞争^[19]的选择方法。遗传算法在交叉运算时会选择两组父染色体, 进行交叉操作后产生两组子代, 一共四组染色体。计算这四组染色体的个体适应度值, 选取适应度值较大的两组染色体进入变异环节。在变异操作中, 每组染色体经过变异后又会产生一组子代。计算子代和父代的适应度值, 将适应度值较大的个体保留到下一代。在迭代完成后选择种群中适应度值最大的个体作为最优个体输出。

交叉: 从种群中选择对应两组父染色体进行交叉, 采用单点交叉, 随机选择交叉点位置, 将交叉点后面部分的基因进行相互交换。由于个体适应度值变化不是特别大, 因此采用固定交叉概率, 交叉概率为 0.8。

变异: 在该遗传算法中, 染色体较长(基因数可能为 1 000 左右), 因此选取多个基因进行变异。根据经验值选取变异的基因个数为基因总数的 5% (取整), 然后随机选择变异基因的位置进行变异, 变异概率为 0.1。

2.3 基于多遗传算法的 BP 神经网络

BP 神经网络模拟生物神经网络的信号传递, 将模型的信息存储在神经元、权值和阈值中, 通过误差反向传播来训练网络。多遗传算法优化 BP 神经网络步骤如下:

步骤 1:对人脸图像进行降维特征提取。

步骤 2:用遗传算法对 BP 神经网络的训练函数、训练次数、隐藏层层数和隐藏层神经元个数进行优化。为了结果的有效性,采用控制变量法,对构建的 BP 神经网络的权值阈值初始化相同的值。

步骤 3:用步骤 2 得到 BP 神经网络结构参数,构建 BP 神经网络。用遗传算法对 BP 神经网络权值阈

值进行优化。以 BP 神经网络的识别率作为遗传算法的适应度值,当 BP 神经网络的权值阈值最优时,BP 神经网络的识别率达到最大。

步骤 4:保存步骤 3 得到的最优识别率和对应的 BP 神经网络,输出最优识别率,整个算法流程如图 5 所示。

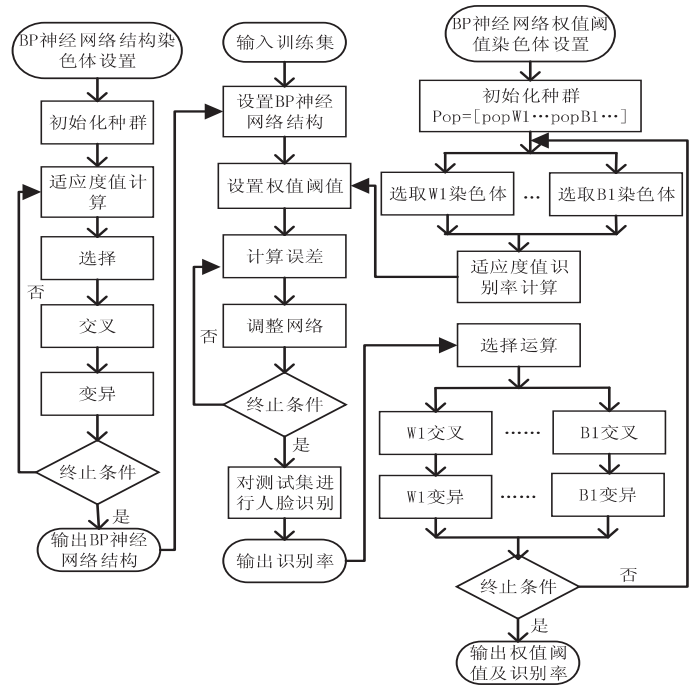


图 5 算法流程

3 数据仿真实验

参数选取,两层遗传算法种群均为 50,迭代次数均为 10 次,BP 神经网络目标误差为 0.001,默认学习率 0.05。

用 PCA 算法选取前 35 个特征值对应的特征向量对人脸图像进行降维,然后用 FastICA 算法进行特征提取,对 BP 神经网络优化处理后,用 BP 神经网络对测试集进行识别。经过 15 次重复实验,平均识别率为 0.972 7,最高识别率可达 0.985。其多次实验的识别率以及平均识别率如图 6 所示。

在文献[20]中,作者利用 PCA 算法提取人脸图像中的主要特征,采用最近邻分类器进行分类,其识别率为 0.925。在文献[21]中,作者采用主成分分析对人脸图像进行特征提取,利用 BP 神经网络预测人脸识别率,其识别率为 0.941。在文献[22-23]中,作者用 PCA 和 FastICA 两种技术对人脸特征进行提取,其识别正确率最高为 0.950。文中采用多遗传算法优化 BP 神经网络进行人脸图像识别,其多次实验平均识别率为 0.972 7,说明该算法具有良好的性能,识别率较高。文中算法与其他算法对比如表 1 所示。

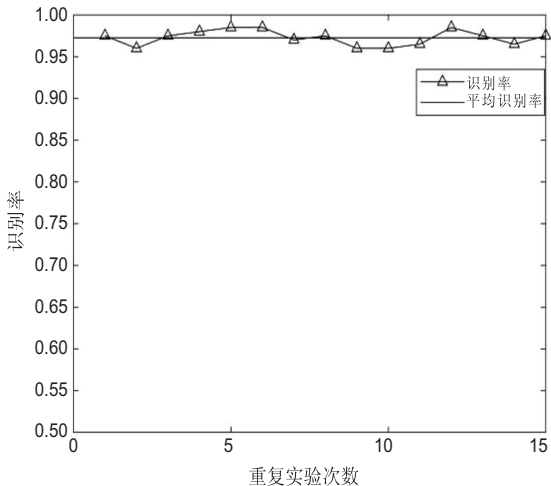


图 6 多次重复实验结果

表 1 算法对比

算法	识别率
文献[20]	0.925 0
文献[21]	0.941 0
文献[22]	0.950 0
文中	0.972 7

4 结束语

BP 神经网络在各个领域中的应用十分广泛,特别是对于一些没有明确模型的复杂问题,BP 神经网络能够很好地解决。但是目前来说对于 BP 神经网络结构和权值阈值的选取没有一套完整确定的理论,一般都是凭借人们的经验去选择。而遗传算法可以在一定程度上弥补 BP 神经网络的不足。文中先利用 PCA 和 ICA 算法对人脸图形进行降维和特征提取,然后采用多遗传算法优化 BP 神经网络,这样避免了 BP 神经网络结构及权值阈值选取的随机性,在一定程度上提升 BP 神经网络的性能。最后用优化训练好的 BP 神经网络在测试集上进行人脸识别,其实验仿真结果显示该算法性能良好。在重复实验过程中,多次出现识别率为 0.975,即测试集中有 5 个样本不能被正确识别,猜测数据集中可能有两张人脸为双胞胎或高度相似,因此识别双胞胎或高度相似人脸将是未来的研究方向之一。

参考文献:

- [1] 宿静宜,刘久付,杨明海.采用人脸身份识别的智慧门禁系统[J].软件导刊,2019,18(4):32-35.
- [2] 沈清,姜涛,陈喆.人脸识别技术在银行业务应用的探究[J].金融纵横,2018(12):48-52.
- [3] 戈力.人脸识别技术在视频侦查工作中的应用[J].科技风,2019(2):79.
- [4] 周家成,罗成刚.人脸识别技术在访客管理系统中的应用[J].信息通信,2019(12):151-152.
- [5] 宛根训,田青,朱红徽,等.人脸识别应用活体检测技术研究[J].中国安全防范技术与应用,2019(6):58-62.
- [6] 秦鸿,李泰峰,郭亨艺,等.人脸识别技术在图书馆的应用研究[J].大学图书馆学报,2018,36(6):49-54.
- [7] PEARSON K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space[J]. The London, Edinburgh and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science, 1901, 2(11): 559-572.
- [8] HERAULT J, JUTTEN C. Space or time adaptive signal processing by neural network models[C]//Neural networks for computing. Snowbird, Utah, USA: AIP Publishing, 1986: 206-211.
- [9] COMON P. Independent component analysis, a new concept [J]. Signal Processing, 1994, 36(3): 287-314.
- [10] HYVARINEN A. A family of fixed-point algorithms for independent component analysis [C]//Proc IEEE conference on acoustics, speech, and signal processing. Munich, Germany: IEEE, 1997: 3917-3920.
- [11] BARTLETT M S, MOVELLAN J R, SEJNOWSKI T J. Face recognition by independent component analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2002, 13(6): 1450-1464.
- [12] DÉNIZ O, CASTRILLON M, HERNÁNDEZ M. Face recognition using independent component analysis and support vector machines [J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 24(13): 2153-2157.
- [13] RUMELHART D E, HINTON G E, WILLIAMS R J. Learning representations by back-propagating errors [J]. Nature, 1986, 323(6088): 533-536.
- [14] 范群贞,刘金清.基于 PCA/ICA 的人脸特征提取新方法[J].电子测量技术,2010,33(8):31-34.
- [15] HYVARINEN A, KARHUNEN J, OJA E. Independent component analysis [M]. New York: Wiley, 2001.
- [16] 胡正伟,贺冬梅,谢志远.基于 FastICA 算法的电力线通信 OFDM 信号分离方法[J].电力自动化设备,2019, 39(12): 212-217.
- [17] SRINIVAS M, PATNAIK L M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 1994, 24(4): 656-667.
- [18] 王锦,赵德群.基于遗传算法的神经网络权值优化方法[J].电子元器件与信息技术,2018,2(9):33-36.
- [19] 张松艳.选择算子与遗传算法的计算效率分析[J].宁波大学学报:理工版,2009,22(3):374-377.
- [20] 黄华盛,杨阿庆.基于 PCA 算法的人脸识别[J].电子科技,2015,28(8):98-101.
- [21] 崔向东,崔婧楠.基于 GA-BP 神经网络的人脸识别方法研究[J].安徽职业技术学院学报,2016,15(2):30-32.
- [22] 王展青,刘小双,张桂林,等.基于 PCA 与 ICA 的人脸识别算法研究[J].华中师范大学学报:自然科学版,2007,41(3):373-376.
- [23] 任飞凯,邱晓晖.基于 LBP 和数据扩充的 CNN 人脸识别研究[J].计算机技术与发展,2020, 30(3): 62-66.