

文章编号:1007-2780(2017)03-0213-06

改进非负矩阵分解的神经网络人脸识别

郑明秋¹, 杨帆^{2*}

(1. 长春信息技术职业学院 计算机系, 吉林 长春 130103;

2. 长春理工大学 计算机科学技术学院, 吉林 长春 130022)

摘要:为了提高人脸识别正确率, 提出基于改进非负矩阵分解的神经网络人脸识别算法。首先利用改进的非负矩阵分解对人脸图像进行特征提取, 提高非负矩阵分解速度。接着将提取出的特征信息作为神经网络学习入口进行特征训练, 由于神经网络在学习过程中, 容易出现局部最小值且收敛速度慢等问题, 为此采用改进的遗传算法对神经网络进行优化处理, 获得最终的人脸识别结果。实验结果表明: 利用改进的非负矩阵分解方法能够降低神经网络的分类训练负荷量和运算量, 提高人脸识别识别率。通过和各种方法比较可知, 本方法的人脸识别率都较高。本方法人脸特征分解速度快, 提高了神经网络训练前期精度和收敛速度, 使得人脸识别正确率高。当特征向量个数达到 40 以上时, 人脸识别正确率保持 95% 以上。

关键词: 机器视觉; 人脸识别; 非负矩阵分解; 遗传算法; 神经网络

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **doi:** 10.3788/YJYXS20173203.0213

Face recognition based on improved NMF and neural network

ZHENG Ming-qiu¹, YANG Fan^{2*}

(1. Department of Computer Science, Changchun Information Technology College, Changchun 130103, China;

2. School of Computer Science and Technology, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130000, China)

Abstract: In order to promote the accuracy of facial recognition, an improved algorithm of the neural network based on NMF for recognizing faces was proposed. First, features from facial images are extracted by using the improved method of non-negative matrix factorization to increase the decomposition speed of NMF. Then the extracted feature information is made as a neural network learning entrance for characteristics training. Due to the problems of minimum local value and slow convergence speed in the process of neural network learning, an improved genetic algorithm was used to optimize the neural network, and final facial recognition result was obtained. Experimental results indicate that the facial recognition method using the improved NMF can reduce the classification training load and operand of

收稿日期: 2016-10-08; **修订日期:** 2016-11-22.

基金项目: 吉林省科技发展计划项目 (No.20130303011GX, No.20140204050GX)

Supported by Project Agreement for Science & Technology Development of Jilin Province (No. 20130303011GX, No. 20140204050GX)

* 通信联系人, E-mail: 865887390@qq.com

the neural network, and can also increase the facial recognition rate. Compared with other methods, our method has a higher facial recognition rate. The proposed method has high facial feature decomposition speed, it also promote the accuracy of neural network training and improve the convergence speed to make the rate of facial recognition higher. With more than 40 number of feature vectors, the facial recognition accuracy can basically keep more than 95%.

Key words: machine vision; face recognition; nonnegative matrix factorization; genetic algorithm; neural network

1 引言

人脸识别技术首先提取待识别的人脸图像中有利于分类的人脸视觉特征信息,再对特征信息进行身份识别鉴定,其广泛应用在银行、安检、人机交互等领域^[1-2]。目前众多的人脸识别算法都是基于子空间分析法,即将高维空间中的人脸图像数据信息转换到低维空间中,具有描述性强、易实现等特点^[3]。为此 Turk^[4]等人首次提出了主成分分析(PCA)算法,该算法通过对一组人脸图像进行解算,得到主成分子空间,再将测试的图像在该子空间进行投影,用于区分人脸的一组投影系数。PCA 算法能够对高维信息过渡到低维空间进行处理,提高了人脸识别的精度。人工神经网络凭借着智能训练学习的优点已经逐渐应用在人脸识别中^[5]。李康顺^[6]等人针对传统神经网络算法的缺陷,提出改进的神经网络结合 PCA 的人脸识别算法。汪海波^[7]等人提出了一种将 PCA 算法和 Softmax 回归模型相结合的人脸识别算法,其将提取特征作为单层神经网络,并结合 Softmax 训练特征向量和网络的权值。PCA 算法对基图像和系数矩阵没有非负限制,而负值在人脸识别中没有实际含义且影响着识别正确率,然而非负矩阵分解算法(NMF)利用非负基矩阵和非负系数矩阵的乘积逼近原矩阵达到降维。林庆^[8]等人首先利用离散小波变换进行图像处理得低维数据,通过 NMF 算法分解基矩阵并利用阈值对基矩阵进行优化,然而该方法没有定量分析阈值选取,因此适用性不够强。

基于此本文提出了基于改进非负矩阵分解的神经网络人脸识别算法,该算法首先利用改进的非负矩阵分解算法,将高维图像矩阵进行快速分解成为两个非负的低维矩阵,对人脸特征进行快

速提取,由于 BP 神经网络在学习过程中,易陷入局部最小值且收敛速度慢,因此采用遗传算法优化 BP 神经网络,将提取出的特征信息作为神经网络的学习入口进行特征训练。

2 非负矩阵分解原理

NMF 利用部分来感知整体信息进行人脸特征提取,通过仿生感知系统对一个整体进行逐步分析处理。NMF 的基本原理可描述为:对于一个给定的人脸图像用矩阵描述为 $\mathbf{A}$,而非负矩阵 $\mathbf{A}$ 是 $n \times m$ 维矩阵,对非负矩阵 $\mathbf{A}$ 分解为非负基矩阵 $\mathbf{W}$ 和非负系数矩阵 $\mathbf{H}$ 的乘积,如式(1)的形式。

$$\mathbf{A} \approx \mathbf{WH}, \quad (1)$$

其中:基矩阵 $\mathbf{W}$ 的维数为 $n \times l$,而系数矩阵 $\mathbf{H}$ 的维数为 $l \times m$,而 l 需满足 $(n+m) \times l < n \times m$,其为人脸图像由基矩阵的线性组合近似表示。为了解非负基矩阵 $\mathbf{W}$ 和系数矩阵 $\mathbf{H}$,NMF 算法的求解问题转化为优化问题:

$$\min_{\mathbf{W}, \mathbf{H}} D(\mathbf{A} \parallel \mathbf{WH}) = \sum_{i,j} \left[A_{ij} \log \frac{A_{ij}}{\sum_k W_{i,k} H_{k,j}} - A_{i,j} + \sum_k W_{i,k} H_{k,j} \right]. \quad (2)$$

为了解首先构造 K-L 误差函数对应的拉格朗日函数式(3),将式(3)分别对基矩阵和系数矩阵进行求导,然后结合正交特性,得到迭代公式(4)。通过迭代公式求解公式(2)的最优解,即可得到 NMF 分解的基矩阵和系数矩阵。

$$L(\mathbf{W}, \mathbf{H}, \varphi, \varphi) = \sum_{i,j} \left[A_{ij} \log \frac{A_{ij}}{\sum_k W_{i,k} H_{k,j}} - A_{i,j} + \sum_k W_{i,k} H_{k,j} \right] + \text{Tr}(\varphi \cdot \mathbf{W}) + \text{Tr}(\varphi \cdot \mathbf{H}), \quad (3)$$

$$\begin{aligned}
W_{ij} &= W_{ij} \cdot \frac{\sum_a \frac{H_{ja} \cdot A_{ia}}{\sum_k W_{i,k} H_{k,a}}}{\sum_b H_{jb}}, \\
H_{ij} &= H_{ij} \cdot \frac{\sum_p \frac{W_{jp} \cdot A_{ip}}{\sum_k W_{p,k} H_{k,j}}}{\sum_q H_{qi}}. \quad (4)
\end{aligned}$$

3 改进 NMF 的神经网络人脸识别算法

人脸识别算法的好坏直接取决于对人脸特征提取和好的分类器设计。本文通过改进的非负矩阵分解提取人脸特征信息降低神经网络的分类学习负荷和运算量,首先将人脸图像进行非负矩阵分解作为人脸识别特征,将其送入神经网络进行学习训练,由于 BP 神经网络在学习训练的过程中,易陷入局部最小值而且收敛速度慢等问题,采用遗传算法对 BP 神经网络进行优化学习训练,获得最终的人脸识别结果。

3.1 改进的非负矩阵分解算法

为了提高 NMF 算法的分解速度,本文提出了一种改进的非负矩阵分解算法,首先将公式(1)两边左乘 A^T , 得到 $A^T A \approx A^T W H$, 即 $Y \approx U H$, 其中 $Y = A^T A$, $U = A^T W$, 则误差函数 $F(U, H)$ 为公式(5)的形式,利用 $F(U, H)$ 对 U, H 求偏导得公式(6)的形式。

$$\begin{aligned}
F(U, H) &= \frac{1}{2} \|Y - UH\|_F^2 + \eta \sum_{i,j} H_{ij} = \\
&= \frac{1}{2} \sum_{i,j} Y_{ij}^2 - \sum_{i,j} Y_{ij} (UH)_{ij} + \\
&= \frac{1}{2} (UH)_{ij}^2 + \eta \sum_{i,j} H_{ij}, \quad (5)
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
\nabla F_{U_{i,k}}(U, H) &= -\sum_{i,k} (YH^T)_{ik} + \sum_{i,k} (UHH^T)_{ik} \\
\nabla F_{H_{k,j}}(U, H) &= -\sum_{k,j} (U^T Y)_{kj} + \\
&= \sum_{k,j} (U^T UH^T)_{kj} + \eta. \quad (6)
\end{aligned}$$

通过迭代公式(7),计算当前的 δ_U 、 δ_H 是否符合公式(8)的形式,如果符合则 δ_ψ 除以 α , 直到第一次不符合截止, δ_ψ 值即为 δ_ψ 乘以 α 。而如果不符合则 δ_ψ 乘以 α , 直到第一次符合截止, δ_ψ 值即为 δ_ψ , 其中 α 为 0,1 之间的变化取值。

$$\begin{aligned}
U^{\text{num}+1} &= U^{\text{num}} - \delta_U \cdot \nabla F_{U_{i,k}}(U, H) \\
H^{\text{num}+1} &= H^{\text{num}} - \delta_H \cdot \nabla F_{H_{k,j}}(U, H), \quad (7) \\
F(\psi^{\text{num}+1}) - F(\psi^{\text{num}}) &\leq \delta_\psi \cdot \\
\nabla F_\psi(\psi^{\text{num}})^T (\psi^{\text{num}+1} - \psi^{\text{num}}), \psi &\in (U, H), \quad (8)
\end{aligned}$$

通过迭代公式直到误差函数收敛,即可得到非负矩阵分解的基矩阵和系数矩阵。

3.2 改进遗传算法的神经网络学习

神经网络通过输入样本信号不断改变网络的权值,调整网络的误差值,最后输出误差达到预期的误差范围^[9]。其中 BP 神经网络是一种基于误差反向传播多层前馈网络,由于其具有较好的自学习、自适应性广泛应用在人脸识别技术,而标准的 BP 神经网络则有输入层、隐含层、输出层。BP 算法的基本工作思想是输入的样本信号进行网络正向传播,经过隐含层处理以后到达输出层,通过得到的期望输出和实际输出计算误差,将输出的误差通过隐含层逐层向输入层返回,并同时调整各层神经元的连接权值,通过反复上述过程使得神经网络输出误差达到可接受范围或者达到设定的学习次数,则停止学习^[10-13]。

然而在人脸识别过程中存在着冗余现象,因此需要将冗余数据消除选择最优特征,使人脸识别达到最优^[14-15]。遗传算法在模拟自然界适者生存择优思想进行最优化选择,将遗传过程中的染色体表示整个种群的粒子,然后采用基因编码方式对染色体进行相应的编码,在进行遗传操作过程中,需进行基因信息复制操作,在复杂过程中,需采用一定的评价函数将优秀的基因复制到下一代中,有瑕疵的基因则进行淘汰,同时在复杂过程中,还需要利用一定的基因变异设置交叉概率对遗传基因进行交叉变异操作,其能够使得整个种群在遗传过程中保持多样性且能够选择最优的个体。通过反复迭代上述操作过程,直到整个种群达到最优则停止操作,可看出遗传算法具有全局寻优的功能,而 BP 神经网络则因多层网络的映射过程复杂,且在调整连接权值时更新慢及局部搜索导致训练失败易陷入局部极小值等问题,因此将遗传算法的全局寻优应用于 BP 神经网络中,能够提高神经网络的学习效率和收敛速度。基于此本文采用改进的遗传算法优化 BP 神经网络,算法的具体过程如下:

首先网络中的权值和阈值进行实数编码,将

样本信号输入到 BP 神经网络进行训练,得到实际输出值和期望输出值误差平方和作为遗传算法中个体适应度值 f ,遗传算法的选择操作选择经典的轮盘赌法,通过计算每个样本适应度的选择概率采用 $p_i = 1/f_i / \sum_{i=1}^N 1/f_i$,其中 $i = 1, 2, 3, \dots, N$ 。再计算累积概率,通过累积概率和遗传算法在本轮产生的随机数进行比较,如果大于产生的随机数则该个体被选中。遗传算法的交叉操作,本文采用实数交叉法,当满足交叉概率时,第 m 个基因个体 g_m 和第 n 个基因个体 g_n 在 j 位置利用 $g_{mj} = g_{kj}(1-a) + g_{nj}a$, $g_{nj} = g_{mj}(1-a) + g_{kj}a$ 进行交叉操作,其中 a 为 $[0, 1]$ 之间的随机数。遗传算法的变异操作,其中的变异概率不易选择过大或者过小,否则算法不易产出新的基因个体。当变异操作进行时,随机选择进行变异的位置,利用公式(9)选择第 i 个个体的第 j 个基因进行变异,其中 $f(q) = b(1 - q/Q_{\max})^2$, l 为 $[0, 1]$ 之间的随机数, q 为当前迭代次数, $Q_{\max}$ 为迭代的总次数, b 为随机数。

$$g_{ij} = \begin{cases} g_{ij} + (g_{ij} - g_{\max}) \times f(q) & l > 0.5 \\ g_{ij} + (g_{\min} - g_{ij}) \times f(q) & l \leq 0.5 \end{cases} \quad (9)$$

4 实验与分析

为了验证本文提出的方法的有效性,采用的计算机型号为 Dell PRECISION, Windows 7 环境下进行验证。实验中的人脸样本图像利用剑桥大学的 ORL 人脸数据库,其包含 40 个人的人脸图像并且每个人有 10 副不同的表情照片,每一副图像的分辨率为 112×92 ,有 256 个灰度级,ORL 人脸数据库部分人脸样本图像如图 1 所示。



图 1 人脸样本部分图像

Fig.1 Part of the database of human face

本文的人脸识别系统框架如图 2 所示,即首先对输入的人脸图像进行改进的非负矩阵分解,得到分解后的人脸图像的基矩阵和系数矩阵,再利用遗传算法的神经网络对其进行训练学习,得到最终的人脸识别结果。

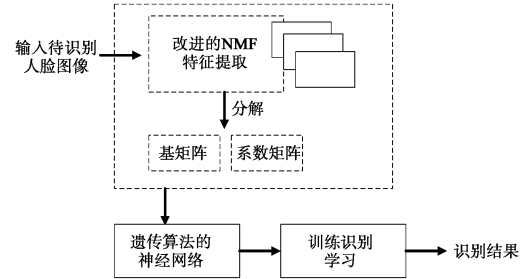


图 2 人脸识别系统框架

Fig.2 Framework of face recognition system

由于非负矩阵分解提取的人脸特征信息主要体现人脸的一个特征模块,而主元分析法则更加倾向体现整个人脸,主要是因为非负矩阵分解避免了主元分析法中减去特征信息的情况,因此利用本文改进非负矩阵分解算法提取的人脸基图像,如图 3 所示,可以看出分解出的人脸基图像基本反映了人脸的大致轮廓特征信息,其更好的模拟了人的视觉感知过程,也即是对图像的叠加过程。根据迭代次数的不同,比较了传统的非负矩阵分解算法所消耗时间和改进的非负矩阵分解算法所消耗时间进行比较,通过表 1 可以看出本文改进的非负矩阵分解算法的分解时间要比传统的非负矩阵分解时间要快,提高了人脸识别效率。



图 3 改进 NMF 的人脸基图像

Fig.3 Improved NMF of face base image

改进的非负矩阵分解能够创建一种子空间,其分解的基矩阵也就是基图像的像素点和分解的非负系数矩阵进行非负性约束。而主元分析法也是将图像进行分解为低维图像,然而主元分析法分解的系数会包含没有实际含义的负值,其会导

表1 分解时间对比

Tab.1 Comparison of decomposition time

迭代次数	NMF 分解时间/s	改进的 NMF 分解时间/s
10	5.1942	2.0122
30	10.2361	5.0451
50	17.0345	8.1329
70	20.1536	10.1743

致特征信息丢失,识别率下降。文献[12]提出了一种改进的 PCA 人脸识别算法,其在一定程度上提高传统 PCA 算法的识别率,因此为了便于凸显出本文提出的改进非负矩阵分解算法在一定程度上较 PCA 算法的识别率高,实验将不同的训练个数的人脸样本,对文献[12]和本方法在识别率上进行比较,如表 2 所示。通过表 2 可知,本文方法较文献[12]在不同的人脸分解特征向量下的识别率都较高。

表2 识别正确率对比

Tab.2 Comparison of recognition accuracy

Num.	Paper[12]	Proposed method
10	87.8%	90.2%
20	90.1%	91.5%
30	91.3%	92.2%
40	93.5%	95.7%
50	93.9%	96.6%

为了验证提出的改进的遗传算法 BP 神经网络人脸识别方法较其它方法在进行人脸识别的正确率,进行了比较,如表 3 所示。由于采用改进遗传算法优化了神经网络的训练识别过程,在一定程度上避免了 BP 神经网络在寻找最优解时陷入

局部极小值问题,提升了整体训练识别精度,因此较其他算法精度较高。通过表 3 可知,不采用神经网络进行训练识别,识别精度较低,而通过将全局优化结合到神经网络训练识别过程中,则提高人脸识别正确率。可以看出本方法在一定程度上较传统方式进行人脸识别的正确率较高。

表3 不同方法识别正确率比较

Tab. 3 Comparison of recognition accuracy of different methods

识别方法	正确率/%
PCA ^[4]	90.3
NMF ^[8]	87.6
GA+PCA ^[10]	92.4
ICA ^[14]	89.5
LNMF ^[15]	90.8
Proposed method	95.8

5 结 论

本文提出的人脸识别算法,通过利用改进的非负矩阵分解算法,避免了以往分解算法包含的无实际物理意义的负值信息,该分解算法不仅分解速度快问题,而且提高了在进行神经网络训练前期精度问题。通过实验分析可知,文中提出的方法明显的提高了人脸识别正确率。实验结果证明:当特征向量个数达到 40 以上时,人脸识别正确率保持 95% 以上。

虽然本文在一定程度上解决了人脸识别率问题,但本文是针对二维人脸图像进行特征提取分析,因此提取的特征不能够完全描述人脸特征信息,因此后期会研究基于三维特征信息的人脸识别。

参 考 文 献:

- [1] FARAJI M R, QI X J. Face recognition under varying illumination based on adaptive homomorphic eight local directional patterns [J]. *IET Computer Vision*, 2015, 9(3): 390-399.
- [2] 卢洋,王世刚,赵文婷,等.基于人脸姿态估计的虚拟眼镜试戴技术[J].中国光学,2015,8(4):582-588.
LU Y, WANG S G, ZHAO W T, et al. Technology of virtual eyeglasses try-on system based on face pose estimation [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(4): 582-588. (in Chinese)
- [3] WANG J J Y, BENSMAIL H, GAO X. Multiple graph regularized nonnegative matrix factorization [J]. *Pattern*

- Recognition*, 2013, 46(10): 2840-2847.
- [4] TURK M, PENTLAND A. Eigen faces for recognition [J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [5] HUANG L L, SHIMIZU A, HAGIHARA Y, *et al.* Face detection from cluttered images using a polynomial neural network [J]. *Neurocomputing*, 2003, 51: 197-211.
- [6] 李康顺, 李凯, 张文生. 一种基于改进 BP 神经网络的 PCA 人脸识别算法[J]. *计算机应用与软件*, 2014, 31(1): 158-161.
- LI K S, LI K, ZHANG W S. PCA face recognition algorithm based on improved BP neural network [J]. *Computer Applications and Software*, 2014, 31(1): 158-161. (in Chinese)
- [7] 汪海波, 陈雁翔, 李艳秋. 基于主成分分析和 Softmax 回归模型的人脸识别方法[J]. *合肥工业大学学报(自然科学版)*, 2015, 38(6): 759-763.
- WANG H B, CHEN Y X, LI Y Q. Face recognition method based on principal component analysis and softmax regression model [J]. *Journal of Hefei University of Technology*, 2015, 38(6): 759-763. (in Chinese)
- [8] 林庆, 李佳, 雍建平, 等. 一种改进的基于 NMF 的人脸识别方法[J]. *计算机科学*, 2012, 39(5): 243-245, 270.
- LIN Q, LI J, YONG J P, *et al.* Improved face recognition method based on NMF [J]. *Computer Science*, 2012, 39(5): 243-245, 270. (in Chinese)
- [9] 陈燕芹, 段锦, 祝勇, 等. 基于纹理特征的图像复杂度研究[J]. *中国光学*, 2015, 8(3): 407-414.
- CHEN Y Q, DUAN J, ZHU Y, *et al.* Research on the image complexity based on texture features [J]. *Chinese Optics*, 2015, 8(3): 407-414. (in Chinese)
- [10] LI F C, XU L D, JIN C X, *et al.* Intelligent bionic genetic algorithm (IB-GA) and its convergence [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(7): 8804-8811.
- [11] ZHONG F J, ZHANG J S. Face recognition with enhanced local directional patterns [J]. *Neurocomputing*, 2013, 119: 375-384.
- [12] 张岩, 武玉强. 一种改进的模块 PCA 人脸识别新方法[J]. *计算机工程与应用*, 2011, 47(26): 216-218.
- ZHANG Y, WU Y Q. New face recognition method based on improved modular PCA [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2011, 47(26): 216-218. (in Chinese)
- [13] 李松, 刘力军, 解永乐. 遗传算法优化 BP 神经网络的短时交通流混沌预测[J]. *控制与决策*, 2011, 26(10): 1581-1585.
- LI S, LIU L J, XIE Y L. Chaotic prediction for short-term traffic flow of optimized BP neural network based on geneticalgorithm [J]. *Control and Decision*, 2011, 26(10): 1581-1585. (in Chinese)
- [14] BARTLETT M S, LADES H M, SEJNOWSKI T J. Independent component representations for face recognition [C]//*Proceedings of SPIE 3299, Human Vision and Electronic Imaging III*. 1998. San Jose, CA: SPIE, 1998: 528-539.
- [15] LEE D D, SEUNG H S. Algorithms for non-negative matrix factorization [C]//*Advances in Neural Information Processing Systems 14: Proceedings of the 2001 Conference*. Vancouver, British Columbia, Canada: MIT Press, 2001, 13: 556-562.

作者简介: 郑明秋 (1977—), 女, 吉林榆树人, 工学学士, 讲师, 研究方向数字图像处理技术、可视化编程, E-mail: 865887390@qq.com

杨帆 (1990—), 男, 安徽阜阳人, 博士研究生, 主要从事计算机视觉、图像处理, E-mail: cclg_yangfan@163.com