

人脸识别中的遗传神经网络并行实现

李海朋 李晶皎 闫爱云 王爱侠 王 骄

(东北大学 沈阳 110001)

摘 要 实现了遗传神经网络并行的人脸识别系统。BP神经网络是人脸识别中最为有效的算法之一,在BP神经网络算法的基础上指出了其不适于多核计算机并行的部分。进而提出了一种新的遗传神经网络并行算法,从拓扑结构和权值取值两方面对BP神经网络算法进行优化。相比原算法,本算法在识别率和速度上都有显著的提升。通过在ORL上的实验证明了遗传神经网络并行算法的有效性。

关键词 BP神经网络,遗传神经网络并行算法,人脸识别

中图法分类号 TP391.4 文献标识码 A

Parallel Implementation of Genetic Neural Network in Face Recognition

LI Hai-peng LI Jing-jiao YAN Ai-yun WANG Ai-xia WANG Jiao

(Northeastern University, Shenyang 110001, China)

Abstract The face recognition system of parallel genetic neural network was realized in the paper. BP network is one of the most effective algorithms in face recognition field. This paper pointed out some places that not fit the multi core computer system in the algorithm of BP network, and then put forward a new parallel algorithm of genetic neural network, which optimizes the BP neural network algorithm from the topology and weight value. The new algorithm improves the recognition rate and speed than the original algorithm more significantly. The effectiveness of genetic neural network parallel algorithm was proved in the ORL experimental data.

Keywords BP neural network, Genetic neural network parallel algorithm, Face recognition

1 引言

人脸识别发展至今,仍然是生物识别领域中研究的重中之重。大多数的人脸识别算法都以提高识别率为研究重点,却很少考虑到对计算机系统资源的充分利用,导致开发出的系统虽然达到了识别率的要求,却难以满足实时要求。对人脸识别算法进行并行化的研究,不仅能够促进人脸识别的发展,降低人脸识别系统的运行时间,而且还对多核并行领域有着重要的意义。

人脸识别中的研究BP神经网络算法的优化主要分为拓扑结构优化和权值优化两个方面,文献[1]提出了一种改进的PCA算法,是一种联合小波变换低带子带和PCA的人脸识别算法。文献[2]则提出了一种基于子空间特征值提取的人脸识别算法。文献[3]对ICA算法和传统的PCA算法进行了对比分析。文献[4]则是对BP网络权值进行优化。以上研究均为对BP神经网络算法以及PCA算法进行改进和处理,但是随着计算机技术进一步提高,多核处理器的不断涌现,对人脸识别算法也有了新的要求。本文提出了一种可以在多个计算机CPU内核上并行处理的多岛遗传神经网络算法,极大地提高了系统资源的利用率。较以往的串行算法,无论是在识别率或在系统速度上都有显著的提升,具有广泛的研究应用前景和价值。

2 神经网络的拓扑结构优化

在人脸识别系统中,BP神经网络识别算法首先需要的是确定网络的隐层神经元数目。本文采用经验公式加上反复试验的方式。在已有经验公式的基础上引入变量 $\alpha \in (0, 10)$ 。本文人脸识别系统首先使用PCA算法提取特征值,通过特征提取算法得到的ORL数据库的实际人脸特征脸数目为80。将“特征脸”向量在特征空间进行投影得到的投影位置作为BP神经网络的输入值。实际人脸数据库中待识别人数为40,另有1不作为非数据库内人脸模型,如此便共41个人脸期望数据作为BP神经网络输出。本文所采用的BP神经网络为三层神经网络分别为输入层、中间层(隐层)、输出层。其中输入层、输出层已经确定。隐层数目为:

$$N_{hid} = \sqrt{0.43N_{in} \cdot N_{out} + 0.12N_{out}^2 + 2.54N_{in} + 0.35} + 0.51 + \alpha, \alpha \in (0, 10) \quad (1)$$

经计算可知隐层节点数目 $N_{hid} \in (47, 57)$,再由反复实验方式可知 $N_{hid} = 56$ 为最佳隐层节点数。

BP神经网络的逻辑关系非常强,每一层的计算都需要上一层的输出结果的参与,直至整个BP神经网络收敛,或者达到了最大训练次数。因此BP神经网络的多线程并行化就只能放在每一层的神经元计算之间。在双核计算机体系之中,如果为每一层的计算创建两个线程,那么三层BP神经网络

本文受国家自然科学基金资助项目(60970157)资助。

李海朋(1981—),男,博士生,主要研究方向为计算机模式识别;李晶皎(1964—),女,教授,博士生导师;闫爱云(1979—),女,讲师;王爱侠(1979—),女,讲师;王 骄(1979—),男,副教授。

的一次训练就需要创建 6 个线程,因而在本系统中累计需要创建 1120544×6 个线程。如此多线程的创建和撤销,将会严重影响到程序执行的效率与速度。因此在这里创造了一个并行的 BP 神经网络。

本文的人脸识别过程是基于多样本的,就是说每个人有多个样本进行训练。单一的网络面对如此多的样本,其负担势必会很大。所以本系统首先对样本进行顺序标号,其中每个人脸的训练样本都是连续的。然后将奇数标号的样本分为一组,偶数标号的样本分为一组。对设计好的 BP 神经网络做一个复制,即将原先的网络权值、阈值、学习因子、惯性因子、网络结构等赋给另外一个 BP 神经网络,这个 BP 神经网络命名为“镜像网络”。把两组训练样本分别由两个 BP 神经网络进行训练,在每训练一趟之后,都进入一个处理中心,交流学习经验,然后再分别处理各自的训练数据,直至两个网络训练次数都为 0 为止。在本文中,人脸识别系统采用双 BP 神经网络,其结构如图 1 所示。

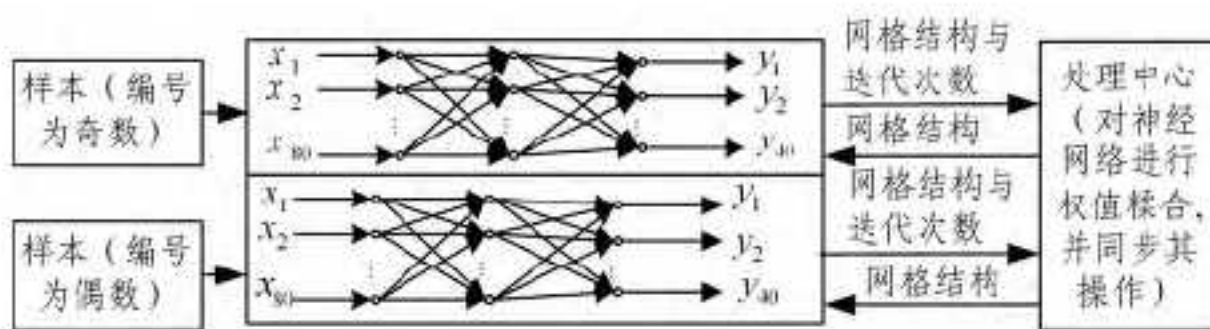


图 1 多 BP 神经网络示意图

虽然两个 BP 神经网络训练样本不同,但是都是对同一组样本进行训练。因此,在两个网络分别对其所属样本进行一次训练之后,理想状态为一个网络在另一个网络达到局部极小点时能够对彼此进行修正,使其跳出局部最小区域。如何融合两个 BP 神经网络,使得两个网络能互相学习,又能彼此修正网络权值,是评价整个网络好坏的关键。本文系统采用将两个网络的所有权值进行加权平均的方式来对两个网络进行相互监督,系统需要找出的就是两个网络在互相学习时的加权大小。

BP 神经网络在每次训练结束后的总次数可反映出网络的训练状态是否处于平坦区域、是否收敛缓慢等。本文标记两个网络分别为 A 和 B, A 网络训练结束后总的训练次数为 $sum1$, B 网络训练结束后总的训练次数为 $sum2$, 当两个网络都训练一次后,进入“处理中心”,将根据两个网络的训练次数来决定两个网络协商后的权值。如 $sum1 > sum2$, 说明 A 网络一次训练花费的时间较 B 网络一次训练长,即网络 A 相比网络 B 更有价值,在网络进行加权交流时网络 A 应比网络 B 的权重更大。网络 A 的权重 ω 由式(2)计算得到,网络 B 的权重则为 $1-\omega$ 。经处理中心后得到的网络 C 为 $\omega A + (1-\omega) B$, 然后再将该网络赋给网络 A 和网络 B。

$$\omega = sum1 / (sum1 + sum2) \quad (2)$$

3 多岛遗传算法优化的神经网络算法

3.1 自适应遗传算法设计与实现

本文利用遗传算法来训练神经网络,主要工作是预先固定网络的拓扑,然后用遗传算法来优化神经网络的权重。进化训练方法可分为两个主要步骤,其一,决定网络连接权重的编码方案,其二,用遗传算法完成进化。对于固定神经网络结构,进化网络连接权重的过程典型地分为以下几个步骤。

首先确定权重编码方案,生成初始群体,然后解码全体中

的每个个体,构建出相应的神经网络,接下来可以根据一定的性能评价准则计算网络适合度,然后根据适合度大小决定各个个体繁衍后代的概率,完成选种,最后按照一定的概率,对选种后的群体施以遗传算子得到新一代群体,如不能满足性能要求则返回解码过程,直到满足性能要求。

本文采用神经网络与遗传算法相结合方式,首先固定神经网络的拓扑结构,利用遗传算法决定网络连接的权重(包括权值和阈值,统称为连接权值),其面向神经网络权值学习的遗传神经网络实现过程如下:

(1) 编码方式。神经网络的权值学习是一个复杂的连续参数优化问题,如果采用二进制编码,会造成编码串过长,且需要再解码为实数,使权值进一步变化,影响网络学习精度。因此,本文采用实数编码。神经网络的各个权值按照一定的顺序级联为一个长串,串上的每一个位置对应着网络的一个权值。本文所使用的神经网络为 BP 三层神经网络,其结构前文已经描述,即输入层为 80 个神经节点,中间层为 56 个神经节点,输出层为 41 个神经节点。故节点间映射权值个数为 6776。故初始编码为 $W1(W1,1 \sim W1,6776)$,共选取 100 个初始数组。

(2) 评价函数。将染色体上表示的各连接权值按照对应方式分配到给定的网络结构中,网络以训练集样本为输入输出,运行后返回均方误差 mse ,找到最大的 mse ,表示为 mse_{max} 。染色体的评价函数选为如下形式。

$$mse = \frac{1}{N_{sample}} \sum_{n=1}^{N_{sample}} \frac{(Y - y)^2}{2} \quad (3)$$

$$fitness = \frac{1}{1 + mse_{max}} \quad (4)$$

其中, mse 为网络的均方误差; N_{sample} 为训练用样本总数,本文取 80; Y 为神经期望输出; y 为神经网络实际输出; $fitness$ 为编码串对应的适用度函数,为评价函数。当 $fitness$ 在一定程度上接近 1 时,即被认为达到网络的精度要求。

(3) 初始化种群。初始染色体集中,网络的权值按照下式随机确定:

$$P = \pm \exp(-|\gamma|), \quad |\gamma| < 4 \quad (5)$$

在 BP 算法中,初始权值为 $(-1, 1)$ 之间均匀分布的随机数。面向网络权值学习的遗传算法的这种随机分布的取法是通过大量实验得出的。可以发现,当网络收敛后,权值的绝对值一般都较小,但也有一些权值是较大的,采用以上的初始化方法的原因是使遗传算法能够搜索所有存在可行解的范围。

(4) 选择算子。遗传算法中选择算子主要用于控制选择操作,以确定如何从父代种群中按照某种方法选取个体加入到下一代种群中,是一个根据个体适应度大小正比于它被选入交配池(Mating Warehouse)的概率过程。在备选集中按照一定的选择概率进行操作,选择概率的大小取决于种群中个体的适应度值和所有个体的平均适应度值。选择操作的主要作用是避免了基因缺失,提高了计算效率和全局收敛的概率。对于十进制编码遗传算法,可以采用 3 种不同的方式进行选择操作,即最优个体和最差个体配对方式(Best-Mate-Worst, BMW),相邻个体配对方式(Adjacent-Fitness-Pairing, AFP)及皇帝选择配对方式(Emperor-selective, EMS)。本文在实际使用中以 $fitness$ 值作为评判标准,当 $fitness > 0.5$ 则使用 EMS; 当 $fitness \leq 0.5$ 则使用 AFP。由于在选择算子的初期使用 AFP 配对模式可以加速进化过程,而当群体中的某个个

体或者某些个体是建立在其他优化方式的基础上,也就是说这些解是准最优解或者是近似解的时候,采用 EMS 方式会明显加速进化过程。

(5) 交叉算子。交叉操作的目的是尽量保证具有优良模式的个体不被交叉操作完全破坏,同时增大种群的离散程度,产生新的搜索空间。本文使用的交叉操作为全概率算术交叉。其统一表示为:

$$\begin{cases} P_1^{n+1} = \alpha P_1^n + (1+\alpha) P_2^n \\ P_2^{n+1} = (1+\alpha) P_1^n + \alpha P_2^n \end{cases} \quad (6)$$

式中, $0 < \alpha < 1$; P_1^{n+1} 、 P_2^{n+1} 代表第 $n+1$ 代的个体; P_1^n 、 P_2^n 代表第 n 代的个体。 α 的值为每次交叉操作随机产生。

(6) 变异算子。对于子代染色体中每个权值的输入位置,变异算子以变异概率在初始概率分布中随机选择一个值,然后可以按照下式进行变异操作:

$$p^{n+1} = p^n + N(0, \delta) \quad (7)$$

式中, $N(0, \delta)$ 表示为均值为 0、方差为 δ 的正态分布随机函数。高斯密度函数为:

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta} e^{-\frac{(x-u)^2}{2\delta^2}} \quad (8)$$

式中, u 为均值, δ 为标准差。

(7) 自适应交叉概率和变异概率。本文利用 Logistic 曲线方程对交叉概率和变异概率进行自适应调整。

3.2 多岛遗传神经网络并行实现

本文采用了多岛模式遗传算法模型,其是对经典 GA 结构的扩展。将种群划分为多个子种群(又称区域),每个区域独自运行一个 GA。此时区域选择取代了全局选择,配偶取自同一区域,子代与同一区域中的亲本竞争。除了基本的遗传算子外,算法模型引入了“迁移”算子,负责管理区域之间的个体交换。在本模型中,要解决的重要问题是参数选择,包括:迁移拓扑、迁移率、迁移周期等。

1. 迁移拓扑结构

在种群划分成子种群后,要为种群指定某种迁移拓扑。迁移拓扑确定了区域之间个体的迁移路径,迁移拓扑与特定的并行机结构有着内在的对应关系,大多采用类似于给定并行处理机的互连拓扑。将整个进化群体划分为若干子群体,称为“岛屿”。在每个岛屿上对子群体独立地进行传统遗传算法的选择、交叉、变异等遗传操作。多岛遗传算法的示意图如图 2 所示。选择机制上采用所谓的轮盘赌选择法,但在选择中最佳个体并不是从所有个体中选取,而是从随机选择的个体组成的一个小的子集中选取,这样允许子种群中个体复制,子集的大小是根据相对轮盘大小计算出来的,减小相对轮盘大小会增加选择过程中的随机性,增大轮盘大小会使父代中更多的最佳个体复制到子代中。同时采用精英保留策略,保证了将父代中的最佳个体复制到子代中。多岛遗传算法定期随机选择一些个体进行“迁移”操作,将其转移到别的岛屿上,通过这种方式,可以维持群体的多样性,从而抑制了早熟现象。

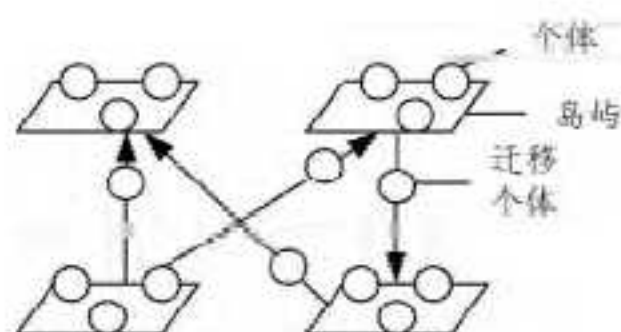


图 2 多岛遗传算法拓扑示意图

2. 迁移率和迁移周期

区域之间的个体交换由两个参数控制:迁移率和迁移周期。迁移基本上可以采用与匹配选择和生存选择相同的策略,迁移率常以绝对数或子种群大小的百分比的形式给出,典型的迁移率是子种群数目的 10%~20% 之间。迁移周期决定了个体迁移的时间间隔,一般是隔几代(时期)迁移一次,也可以在一代之后迁移。通常,迁移率越高,迁移周期就越长。在本文中采用的迁率为 10%,迁移周期为 1 代。

3. 算法流程

- 1) 将 BP 网络初始权值分为 4 个初始种群;
- 2) 初始化种群;
- 3) 估评第一代子群体的适应度;
- 4) 选择要迁移出去的个体;
- 5) 发送迁移个体;
- 6) 接收迁移个体;
- 7) 返回 3),直到出现最佳个体。

4 系统实现

本系统首先对 400 幅人脸图像进行图像增强,所采用的方法为直方图均衡化。每人取 3 幅共 120 幅图像进行 PCA 特征提取,得到能量最大的 80 幅特征人脸作为特征人脸空间的维数。在训练过程中将人脸图像在特征脸空间中投影作为多岛遗传神经网络输入,将遗传神经网络分类器 40 幅标准人脸结果作为输出。在训练结束后,得到的结果为一个收敛的神经网络。将待识别的人脸图像在特征脸空间中的投影输入分类器,得到识别结果。系统框图见图 3。

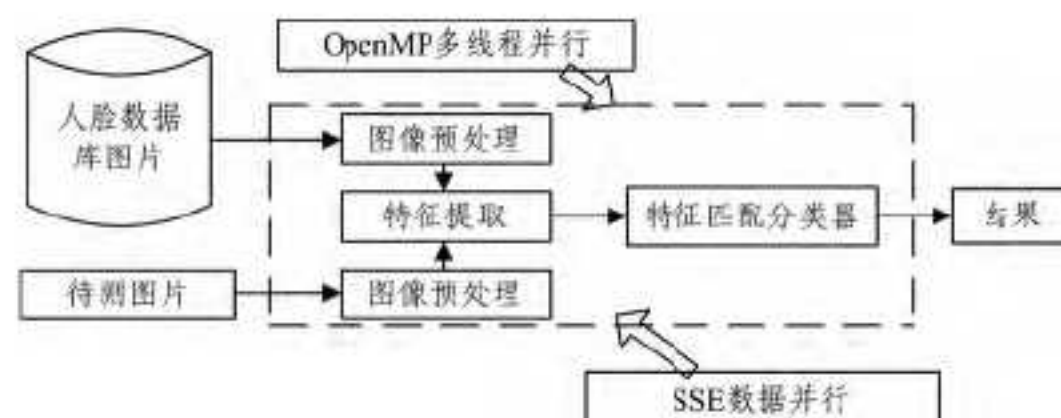


图 3 系统框图

图 4 所示为 BP 神经网络和多岛遗传神经网络的迭代次数对比结果。

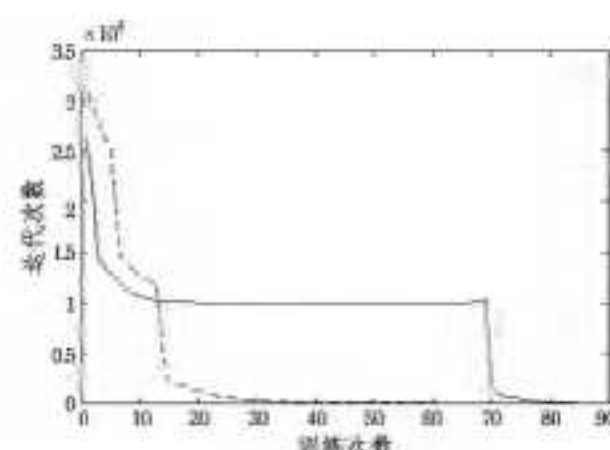


图 4 BP 神经网络和多岛遗传神经网络的迭代次数对比

由图 4 可见,虚线所示的多岛遗传神经网络收敛速度要远远高于普通的 BP 神经网络,普通的 BP 神经网络在每次训练迭代次数达到 10000 次时进入误差曲面的平坦区,此时收敛速度缓慢,而且在权值退出误差曲面平坦区时,迭代次数还将会增加。而多岛遗传神经网络则没有这些缺陷,能够越过误差曲面的平坦区,收敛至极小点。

表 1 多岛遗传神经网络与 BP 神经网络对比

分类器类型	BP 神经网络	多岛遗传神经网络
识别率	90.5%	92%
训练时间(s)	45	14

(下转第 174 页)

表 4 实验 3 计算结果

图像	复杂度	分割阈值	改进算法时间 /s
(a)	0.720	135	0.0163
(b)	0.242	154	0.0377
(c)	0.692	107	0.0240

经过二值分割以后的图像如图 6 所示。

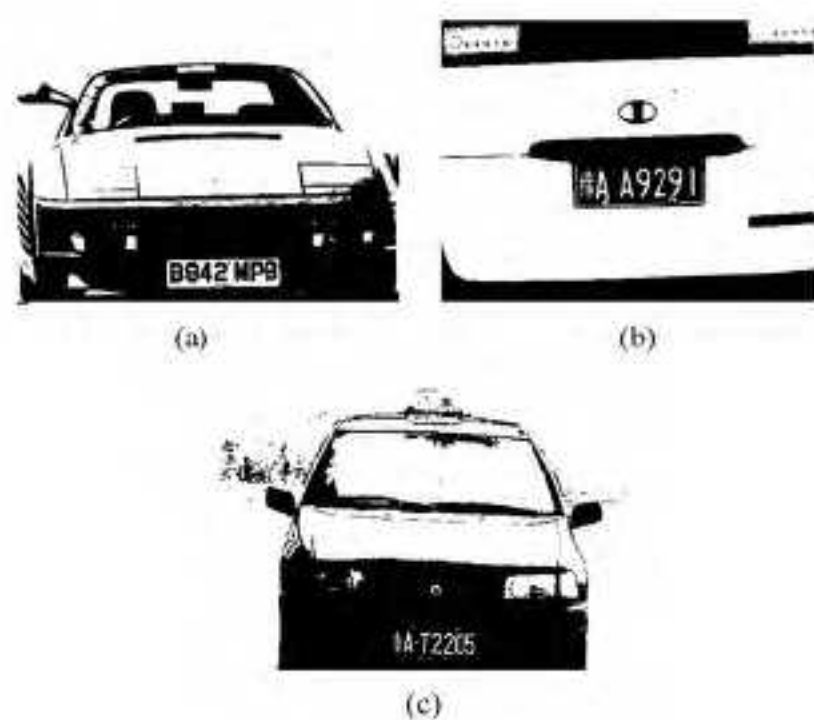


图 6 实验 3 结果图像

实验 3 结果表明,用改进算法计算的二值化阈值是准确的。车牌号码显示清晰,图像分割效果良好,可以达到识别要求。

结束语 本文针对经典 Otsu 算法穷举所有灰度级进行运算会存在较大的计算冗余的不足,提出了一种基于图像复杂度的一维 Otsu 算法改进,实验结果表明,该算法在保证计算的准确度的基础上,能够有效减小运算时间,提高运算的效率。

参 考 文 献

- [1] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. Image processing: Analysis and Machine Vision[D]. Beijing: Posts & Telecom Press, 2003
- [2] Sahoo P K. A survey of threshold techniques[J]. Computer Vision Graphic, Image Process, 1988, 41(2): 233-260
- [3] 高永英. 一种基于灰度期望值的图像二值化算法[J]. 中国图形图像学报(A 版), 1999, 4(6): 524-528

(上接第 170 页)

由表 1 可以看出,多岛遗传神经网络人脸识别系统无论是在识别率方面还是训练时间方面都要远远优于基于 BP 神经网络的人脸识别系统。

结束语 随着人脸识别技术的不断更新发展,以及计算机科学技术的日新月异,在当今的技术发展的前提下,并行人脸识别系统必将成为一个主流的发展方向。提出了一个全新的适用于多核计算机系统的多岛遗传神经网络算法。这样做可以使计算机系统资源被充分利用,大幅提高了人脸识别系统的效率。

同时本系统在 ORL 数据库上的测试结果,充分证明了多岛遗传神经网络比较标准的 BP 神经网络算法不仅在识别率上有了显著的提升,而且极大地加快了人脸识别系统的识别速度,并且解决了传统的 BP 神经网络不适用于多核计算机的难题。

参 考 文 献

- [1] 孙顺利. 基于小波变换的 PCA 人脸识别方法[D]. 大连: 大连理工大学, 2007
- [2] 刘艳艳. 子空间特征提取方法及其在人脸识别中的应用[D]. 大连: 大连理工大学, 2008

- [4] Blayvas I, Bruckstein A, Kimmel R. Efficient Computation of Adaptive Threshold Surfaces for Image Binarization[C] // Proceedings of 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2011, 1: 737-742
- [5] 王积分, 张新荣. 计算机图像识别[M]. 北京: 中国铁道出版社, 1998: 75-77
- [6] Otsu N. A threshold selection method from gray level histograms[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetic, 1979, 9(1): 62-66
- [7] Ridler T W, Calvard S. Picture thresholding using an iterative selection method[J]. IEEE Transactions on System, Man, and Cybernetic, 1978, 8: 630-632
- [8] Pun T. Entropic Thresholding: A New Approach[J]. Computer Vision Graphics Image Process, 1981, 16(3): 210-239
- [9] Niblack W. An Introduction to Digital Image Processing[M]. Prentice Hall, 1986: 115-116
- [10] Bernsen J. Dynamic thresholding of gray-level images [C] // Eighth International Conference on Pattern Recognition, France: IEEE Computer Society Press, 1986: 1251-1255
- [11] Peters II Richard Alan, Strickland Robin N. Image complexity metrics for automatic target recognizers [C] // Proceedings of Automatic Target Recognition System and Technology Conference, Naval Surface Warfare Center, Silver Spring, MD, USA, 1990: 1217
- [12] 钟雪君. 一种改进的 Otsu 双阈值二值化图像分割方法[J]. 电子世界, 2013, 4(2): 104-105
- [13] 龙钧宇, 金连文. 一种基于全局均值和局部方差的图像二值化方法[J]. 计算机工程, 2004, 30(2): 70-72
- [14] 王勇智. 数字图像的二值化处理技术探究[J]. 湖南理工学院学报, 自然科学版, 2005, 18(1): 31-33
- [15] 朱齐丹, 荆丽秋, 毕荣生, 等. 最小误差阈值分割法的改进算法[J]. 光电工程, 2010, 37(7): 107-113
- [16] 高振宇, 杨晓梅, 龚剑明, 等. 图像复杂度描述方法研究[J]. 中国图像图形学报, 2010, 15(1): 129-135

- [3] 黄璞, 陈才扣. 基于二维图像矩阵的 ICA 人脸识别[J]. 计算机工程与设计, 2009, 30(24): 5686-5691
- [4] 方旭. 基于 BP 神经网络人脸识别方法的研究与改进[J]. 电脑知识与技术, 2011, 2: 862-863
- [5] 李婷, 钱志余, 李鲲鹏, 等. 基于并行 BP 神经网络的近红外光断层图像重建方法基础研究[J]. 量子电子学报, 2009, 26(3): 272-277
- [6] Singh R, Vatsa M, Ross A, et al. A Mosaicing Scheme for Pose-Invariant Face Recognition[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, 2007, 37(5): 1212-1225
- [7] Christian T, José L, Javier S, et al. Improving face recognition by combination of natural and gabor faces[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(11): 1453-1460
- [8] Sellaheva H, Jassim S A. Image-Quality-Based Adaptive Face Recognition [J]. IEEE Transaction On Instrumentation and Measurement, 2010, 59(4): 805-813
- [9] Assadi A, Behrad A. A new method for human face recognition using texture and depth information[C] // 2010 10th Symposium on Tehran Neural Network Applications in Electrical Engineering (NEUREL), 2010: 201-205
- [10] Eftekhari A, Forouzanfar M, Moghaddam H A, et al. Block-wise 2D kernel PCA/LDA for face recognition[J]. Information Processing Letters, 2010: 761-766