

文章编号:1000-582x(2001)01-0074-04

# 基于遗传算法的神经网络指纹自动分类

黄席樾, 马笑潇, 沈志熙, 汪鹏, 周欣

(重庆大学自动化学院, 重庆 400044)

**摘要:**研究指纹的自动分类问题对解决大容量指纹库的匹配实时性有着重要的意义。笔者提出了一种新的指纹自动分类方法。该方法通过求取指纹方向图抽取了指纹的纹形特征,并将其送入神经网络进行分类识别,网络连接权系数采用遗传算法进行学习寻优,克服了单纯BP算法训练时间长、易陷入局部极值的缺点,同时提高了网络全局收敛的效率。测试结果表明,基于遗传算法的多层前向神经网络分类器对指纹图象的分类有良好的性能。

**关键词:**遗传算法;神经网络;指纹;分类器

**中图分类号:**TP 391.41

**文献标识码:**A

现代信息技术的发展,特别是图象处理技术和模式识别技术的发展,为实现利用人体自身固有的生物特征进行身份识别提供了可能。人体手指指纹由于具有普遍存在性(Universality)、互异性(Uniqueness)、终生不变性(Immutability)以及易于获取等用作密码信息的必要特点和优点,使其成为笔迹、语音、手几何、眼虹膜、面容等生物特征中用作身份鉴别方法最简单、综合利用价值最高的一种<sup>[1]</sup>。

对于大容量指纹自动识别系统(指纹库容量超过1万枚),如何运用指纹的纹形特征进行指纹的粗分类对提高指纹的匹配速度、降低程序的复杂度、优化系统的运行是尤为重要的。由于人工神经网络具有与人脑相似的高度并行性和良好的容错性,特别是以改进型BP网络为代表的神经网络具有良好的自学习能力、强大的分类能力和容错能力,运用BP网络进行指纹分类是很可行的<sup>[2]</sup>,但是在采用BP算法训练连接权值时,由于BP算法存在易于陷入局部极值的缺点,因而可能使最终的分类结果达不到理想状态。遗传算法(GA)是一种自适应的启发式全局搜索算法<sup>[3,4]</sup>,能从问题的解空间而不是单个解开始进行鲁棒性搜索,可以有效地防止寻优结果收敛于局部最优解,由于该算法不依赖于问题模型特性,没有解析寻优算法要求目标函数连续光滑的限制,具有较好的自适应性。加之又可并行实现,因而得到了广泛的应用。

笔者利用基于方向基元描述的求取指纹方向图的方法<sup>[5]</sup>,抽取了指纹图象的全局特征,将其送入多层前向神经网络进行学习和分类,网络权值采用遗传算法进行训练,从而使遗传算法与BP网络的优点结合起来,实现了令人满意的分类效果。

## 1 指纹分类依据

### 1.1 常见指纹类型

纹形是指纹最基本的分类标志。指纹的纹形是适应指尖的球状表面和半圆形顶端以及横行的指间屈肌线生长而成的,绝大多数纹形是由中心花纹、外围线系统和根基线系统组成,三方面纹线汇合之处形成三角区,按照中心花纹和三角区的基本形态,一般将指纹分3种类型(斗型纹、弓型纹、箕型纹),9种形态<sup>[6]</sup>即:环形纹、螺旋纹、囊形纹、双脊形纹、杂形纹、左脊形纹、右脊形纹、弧形纹、帐形纹。

对于研究指纹的自动识别问题中的纹形分类而言,其目的是为了快速、准确的实现指纹的识别,理论上分析认为:所分类别越多则进行指纹检索时越快,但类别太多各分类依据的特征的可信度势必降低,一旦分类错误必然导致识别错误,因此兼顾实时性和精确度的要求,只需要将指纹分为区别明显的几大类,指纹的最终识别必须借助细节特征点进行唯一确认。因此在我们研究的指纹自动识别系统中将指纹分为环螺形

• 收稿日期:2000-05-25

作者简介:黄席樾(1943-),男,重庆奉节人,重庆大学教授、博导,从事计算机视觉、专家系统等方面的研究。

纹、左脊形纹、右脊形纹、弓型纹、双脊形纹及不辨型 6 大类。文献<sup>[6]</sup>统计出了常见的几种纹形在中国人的指纹中的所占的比例,见表 1 所示。

表 1 常见纹形在指纹中所占的比例 %

环螺形	囊形	双脊形	左脊形	右脊形	弧形、帐形	其它
42.5	1	3.5	45	2.5	2.5	3

### 1.2 指纹纹形特征的抽取

运用指纹的纹形特征先进行指纹的初步分类,再抽取细节特征点进行匹配与识别已成为当今研究具有大型指纹库的 AFIS 识别系统的主流方法。近年来,国内外不少研究指纹识别的学者在抽取指纹纹形特征上已取得了不少研究成果<sup>[7-9,11]</sup>。有关抽取指纹全局特征的方法,目前主要分为两个方向,其一是通过作纹线走向图,求取纹形的近似描述,如 B. M. Mehtre<sup>[7]</sup>等人提出了一种基于邻域内不同方向上灰度值变化特性求取点方向进而统计出块方向的方法; Anil Jain<sup>[1,10]</sup>等人利用传统的梯度算子获得了纹线方向图。其二是直接研究指纹图形的几何拓扑结构,抽取纹线结构框架,如 M. M. S. Chong<sup>[10]</sup>等人利用 B-样条曲线抽取了指纹图象的几何框架并基于此实现了指纹的分类。笔者采用了一种基于方向基元描述的求取指纹方向图的方法<sup>[5]</sup>,该方法通过描述 2×2 方向基元与纹线方向的隶属关系,运用统计的方法从指纹图象的局部象素分布出发求得了指纹方向图,抽取了指纹图象的全局特征。实验结果表明使用该方法求得的方向图要优于其他方法。图 1 为用这种方法求得的几种不同纹形的指纹的方向图。

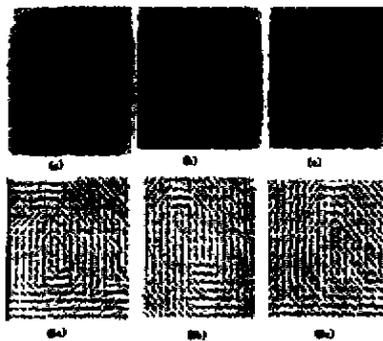


图 1 几种不同纹形指纹求取的方向图

## 2 基于神经网络和遗传算法的指纹自动分类器的设计

### 2.1 GA 多层前向神经网络系统结构

如图 2 所示,指纹专家对大量指纹样本进行纹形分类,然后抽取每一类指纹的纹形特征,送入一个具有一个由输入层、中间层(隐层)和输出层构成的三层神经网络进行训练,遗传算法根据训练目标函数对网络权值进行迭代学习,找到最佳分类权值后,网络成为一稳定的模式分类器,给定输入即可输出分类结果。

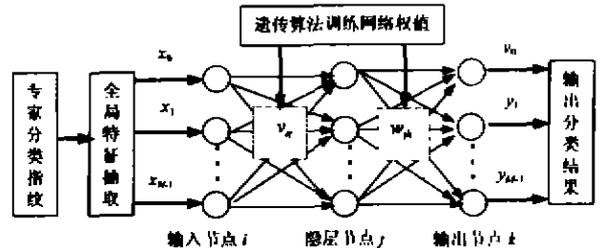


图 2 基于遗传算法的三层神经网络分类器结构

上图网络参数说明如下:输入层、中间层和输出层的单元数分别是  $N, L$  和  $M$ 。输入为  $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ ; 中间层输出为  $h_0, h_1, \dots, h_{L-1}$ ; 网络实际输出为  $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$ ;  $d_0, d_1, \dots, d_{M-1}$  表示训练样本期望输出。输入单元  $i$  到中间单元  $j$  的权值为  $v_{ij}$ , 中间单元  $j$  到输出单元  $k$  的权值为  $w_{jk}$ 。  $\theta_k$  和  $\varphi_j$  分别表示输出单元和中间单元的阈值。

### 2.2 遗传算法训练网络权值

#### 2.2.1 编码方式

常用的遗传编码方式有二进制编码和浮点数编码两种,二进制编码符合高等生物染色体为双倍体的重要生物特性,有长期记忆作用,便于实行各种遗传操作<sup>[3,4]</sup>,浮点数编码精度高,便于大空间搜索。为了方便遗传操作,对权系数采用二进制编码。

#### 2.2.2 训练目标函数

根据图 2 做如下推导和定义:

网络中间层各单元的输出为:

$$h_j = f\left(\sum_{i=0}^{N-1} v_{ij}x_i - \varphi_j\right) \quad (1)$$

输出层各单元的输出为:

$$y_k = f\left(\sum_{j=0}^{L-1} w_{jk}h_j - \theta_k\right) \quad (2)$$

定义  $P$  个样本训练的网络实际输出与期望输出

误差平方和的均值为训练目标函数:即

$$J = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=0}^{M-1} E_{kp} = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=0}^{M-1} (d_k - y_k)^2 \quad (3)$$

### 2.2.3 初始种群的产生

关于初始种群大小的选取,许多学者进行了研究<sup>[3,4]</sup>,一般认为,所求问题的非线性越大, $n$ 越大。本文 $n = 30$ ,初始种群由随机产生的 $n$ 个串构成。

### 2.2.4 适合度的计算

群体适合度函数的计算一直是遗传算法应用的一个瓶颈问题<sup>[3,4]</sup>,由于个体的选择概率与适合度成正比,适合度函数的定义方法对遗传算法具有极大的影响。适合度函数与目标函数之间存在严密的映射关系。因此采用如下的适合度的计算方法为:

$$f_i = \begin{cases} C - J, & \text{if } J < C \\ 0, & \text{else} \end{cases}$$

其中 $J = \frac{1}{P} \sum_{p=1}^P \sum_{k=0}^{M-1} E_{kp}$ 为训练目标函数; $C$ 选取为目前所有代中 $J$ 的最大值。

### 2.2.5 遗传操作产生新群体

遗传操作主要包括复制、交换和突变。复制操作的目的是为了提高算法的全局收敛性和效率。其主要思想是串的复制概率 $p_r$ 正比于其适合度,即适合度大的个体将以较大的概率复制到下一代中。交换操作的作用是组合出新的个体,在串空间进行有效的搜索,避免有效基因缺失。只有在发生了有效基因缺失的情况下突变操作的作用才较为明显。为了兼顾全局收敛的高效性又避免造成有效基因缺失所导致的早熟收敛的发生。在遗传操作参数的选择上采用以下策略:

复制概率 $p_r$ ,

$$\text{若 } \frac{f_i}{C} \in [0, 0.5], \text{ 则 } p_r = 2 \left( \frac{f_i}{C} \right)^2;$$

$$\text{若 } \frac{f_i}{C} \in [0.5, 1], \text{ 则 } p_r = \left[ 1 - 2 \left( 1 - \left( \frac{f_i}{C} \right)^2 \right) \right].$$

式中 $C$ 为定义适合度时选取的参数, $f_i$ 为适合度。上式使复制概率随适合度呈明显趋势变化。即适合度大的个体将以更大概率遗传到下一代,适合度较小的个体将以更小的概率遗传到下一代。

交换概率 $p_c$ 和突变概率 $p_m$ 由试验固定给出。

## 2.3 GA训练的多层前向神经网络算法步骤

1) 选择种群大小 $n$ ,交换概率 $p_c$ ,变异概率 $p_m$ ;

2) 对每一组网络权值 $v_{ij}$ (输入层与隐层单元之间网络权值)和 $w_{jk}$ (输入层与隐层单元之间网络权值)随机产生 $n$ 个串构成权值的初始群体。阈值初始化为 $0 \sim 1$ 之间的随机值;

3) 从专家预分类指纹样本的全局特征样本库中抽取 $x_0, x_1, \dots, x_{N-1}$ 输入网络,指定期望输出 $d_0, d_1, \dots, d_{M-1}$ ;

4) 计算中间层输出 $h_0, h_1, \dots, h_{L-1}$ 和网络实际输出 $y_0, y_1, \dots, y_{M-1}$ ;

5) 计算实际输出与期望输出误差平方和的价值函数;

6) 计算权值样本的适合度 $f_i$ ,确定复制概率 $p_r$ ;

7) 复制、交换、变异;

8) 对总体样本计算目标函数 $J$ 和适合度 $f_i$ ,其中 $i' = 1, 2, \dots, n'$ ;  $n'$ 为增加新样本后的种群大小;

9) 若 $J_q = \min[J]$ 满足误差要求,则输出网络权值 $v_{ij}$ 和 $w_{jk}$ ;否则产生新种群、返回7);

10) 网络训练完毕,给定输入,即输出指纹分类结果。

固定已完成训练任务的神经网络权值,该网络便构成了一个模式分类器,由于网络固有的容错性,即使训练样本组以外的指纹全局特征输入输入网络时,网络都会给出一个实际分类结果。

## 3 分类器性能测试

为了检验上述GA神经网络分类器的性能,笔者在AST P II 166计算机上进行了性能测试。采用光学指纹录入方法对重庆大学自动化学院389名同学进行了指纹采集,共采得有效指纹1400副,按照不同纹形的指纹的分布规律,共选取了环螺形纹(即对环形纹和螺形纹不做区分)404副、左脊形纹96副、右脊形纹648副、弓型纹60副、双脊形纹44副及不辨形(即不属于上述5类的指纹)指纹148副作为测试样本进行网络权值的训练,经过160代遗传后权值达到收敛条件。另采集了500副各类指纹作为测试样本进行分类试验,试验结果如表2所示。

表2 分类器试验结果

	环螺形	右脊形	左脊形	弓型纹	双脊形	不辨形
共计	172	32	180	28	52	36
正确分类数	162	30	176	28	48	24
错误分类数	10	2	4	0	4	12
准确率/%	94	93.8	97.8	100	92.3	67

进一步分析试验数据发现,误分类主要发生在前5种类型指纹与不辨形指纹之间,前5类指纹之间出现误分类的情况很少。亦即环螺形、右脊形、左脊形、弓型纹、双脊形5类指纹可以实现精确区分。因此在设计分类识别系统时一旦发生误分类的情况可在不辨形类中优先匹配寻找。

#### 4 结论

针对大型指纹自动识别系统指纹库容量庞大,如不进行指纹的自动分类,难以提高识别速度的问题,笔者提出了一种新的指纹自动分类方法。该方法通过求方向图的方法抽取了指纹的纹形特征,并将其输入神经网络进行分类识别,网络连接权系数采用遗传算法进行学习寻优,克服了单纯BP算法易于陷入局部极值的缺点,同时提高了网络全局收敛的效率。神经网络连接权值的寻优过程亦即初始种群的代代遗传进化的过程,这充分体现了遗传算法的自适应性。测试结果表明,基于遗传算法的多层前向神经网络分类器对指纹图象的分类有良好的性能。

#### 参考文献:

- [1] ANIL JAIN, LIN HONG, RUUD BOLLE. On-line fingerprint verification[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(4): 302-314
- [2] 焦李成. 神经网络计算[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1993
- [3] 恽为民, 席裕庚. 遗传算法的运行机理[J]. 控制理论与应用, 1996, 13(3): 297-303
- [4] 席裕庚, 柴天佑. 遗传算法综述[J]. 控制理论与应用, 1996, 13(6): 697-708
- [5] 黄席樾, 马笑潇. 基于方向基元集描述的指纹方向图求取算法[J]. 重庆大学学报(自), 2000, 23(5): 57-61.
- [6] 赵向欣. 中华指纹学[M]. 北京: 群众出版社, 1997
- [7] MEHTRE B M, CHATTERJEE B. Segmentation of fingerprint image—a composite method[J]. Pattern Recognition, 1989, 22(4): 381-385.
- [8] LOUIS COETZEE, ELIAZBETH C. BOTHA. Fingerprint recognition in low quality images[J]. Pattern Recognition 1993, 26(4): 1 441-1 460.
- [9] KAWAGOE M, TOJO A. Fingerprint Pattern Classification [J]. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 295-303
- [10] LIN HONG, YIFEI WAN, ANIL JAIN. Fingerprint image enhancement: algorithm and performance evaluation [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine intelligence, 1998, 20(8): 777-788
- [11] CHONG M M S, TAN HAN NGEE. Geometric framework for fingerprint image classification [J]. Pattern Recognition, 1997, 30(9): 1 475-1 488

## Automatic Fingerprint Classification by GA-Based Neural Network

HUANG Xi-yue, MA Xiao-xiao, SHEN Zhi-xi, WANG Peng, ZHOU Xin

(College of Automation, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

**Abstract:** Fingerprint classification can provide an important indexing mechanism in a fingerprint database. An accurate and consistent classification can greatly reduce fingerprint-matching time for large database. In the paper, by combining genetic algorithm and neural network is presented a fingerprint classification algorithm which is able to achieve an accurate classification. By inputting the global feature represented by directional image to three layer neural network trained by genetic algorithm, the fingerprints were classified into six categories: whorl, right loop, left loop, arch, double loop and undiscerning type successfully.

**Key words:** genetic algorithm; neural network; fingerprint; classification

(责任编辑 吕蓁英)