

基于 BP 神经网络的指纹模板分类器分类算法^{*})

A New Classifiable Algorithm of Fingerprint Template Based on Backpropagation Neural Networks

蔡 俊 赵建民 周红晓 任德官

(浙江师范大学计算机科学与工程学院 金华321004)

Abstract Fingerprint recognition is an active subject in the field of pattern recognition which has an extensive applied foreground. People are more and more concerned about how to classify and how to store the huge number of fingerprint template information. The paper presents a classifiable algorithm of fingerprint template based on BP neural networks. Having simply introducing the process of image precondition and fingerprint template building, we emphatically formulate a self-adapting and step-changing algorithm used gold-segmentation. At last, the simulation result indicates that the new algorithm is more superior in convergent rate and precision than that of other traditional algorithms.

Keywords Fingerprint recognition. Neural networks. Pattern recognition. Feature extraction

一、引言

计算机指纹识别技术^[1]是一门综合性的技术,21世纪的今天,它已成为可靠的个人身份鉴定的方法之一。在所有生物识别技术中,指纹识别技术是应用最广泛最普及的,例如它可以应用于金融、保险、证券行业的身份认证,安防业,人力资源管理等等。但随着应用广泛性的增强,人工对比指纹往往会出现效率低、速度慢的现象,所以近年来人们对指纹识别技术的可靠性、实时性的要求变得越来越高。针对这样的要求,本文提出了一种基于 BP 神经网络的、对已建好的指纹模板库进行快速分类的算法。

二、预处理和指纹模板的建立

图像匹配算法的性能主要依赖于指纹图像的质量。因此,对于一个输入的指纹样本,首先要做的是预处理^[2],使之规范化,才能较好地对其进行识别、分类。预处理要经历平滑化、锐化、二值化、修饰、细化等5个过程。一个经过量化后的指纹图像,首先要平滑化,其目的是滤去干扰;然后进行锐化,突出边缘信息,使之界线分明;接着将其二值化,以实现图像数字化。经锐化、二值化后的图像中某些部位仍可能会出现断点、干扰点,因此修饰、细化这两步是不可少的。经上述处理后的指纹图像的质量有了明显提高,在图像的稳定性、清晰度等方面也有很大改善。

将图像进行预处理后,就能以不同特征为分类依据,建立起指纹模板库。指纹模板库的建立过程,也就是对输入的指纹进行识别预分类的过程。它的建立要经过定位、分区、特征提取、分类这几个最基本的步骤。定位,就是将输入的指纹图像确定在某个指定的位置,或者说将指纹图像的质心确定在我们预先指定的某一点上,这样便于我们对输入的指纹进行统一的处理。两枚指纹常会具有相同的总体特征,但它们的局部特征点,却不可能完全相同,因此要进行分区,把定位后的指纹图像分成 $n \times n$ 个小区域,目的是便于进一步对指纹的局部特征进行分析。特征提取,就是在每个小区域选择最能反映分类本质的特征,将它们作为分类的依据。最后,分类则是将具有类同特征的指纹归为某一类别。当然,用何种方法及其特征参数来界定“类同指纹”,不仅对优化指纹信息的编码,进而优化指纹模板库的数据结构有利,而且必然有助于提高指纹的识别速率,因篇幅所限,我们将另文讨论。本文提出了一种基

于指纹模板分类器的 BP 神经网络优化分类算法,仿真表明其分类速率明显高于传统的固定步长的 BP 算法^[3]。

三、分类器设计原理

指纹纹路并不是连续的、平滑笔直的,而是经常出现中断、分叉或打折。这些断点、分叉点和转折点就称为“特征点”^[4]。就是这些特征点提供了指纹唯一性的确认信息。我们先将特征限定为断点和叉点这两种,以便于该算法原理的阐述,但它不影响该算法的适用性。

把定位后的图像简单地分成 4×4 , 即16个区,每个区都可能含有断点和叉点。每个区要进行编码,以各种不同的编码值对应各种可能出现的情况。(由于指纹信息是一个非常庞大的库,因此对分区后的指纹图像进行何种编码,如何对这些码值进行存储,直接关系到能否快速对模板库进行查询、检索等实时性的操作,这也是有关人员非常关心的一个问题。)

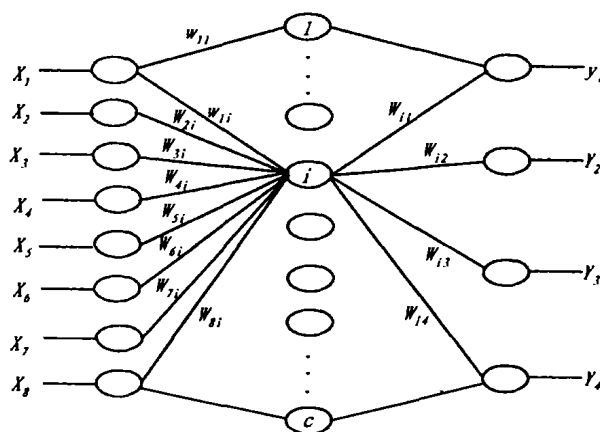


图1 网络结构

网络结构采用8个输入节点,代表每一个指纹图像信息技术8位输入代码,设定后4位表示区号,前4位表示每个区出现断点、叉点的所有可能组合。例如:第一区域有1个断点1个叉点,其编码为0101 0000,其中1-4位0000表示第一个区域区号,第5、6位01表示该区中有一个断点,第7、8位01表示该区中有一个叉点。这样每个区域的指纹特征值共有16种,而16个区的组合编码可描述 16^{16} 个指纹图像。为便于指纹库的比对检

^{*})浙江省自然科学基金重点项目(ZD0108)资助。

索,我们采用树形数据结构,其中首数树根设定为4个分支。据此,每个区的指纹特征代码组合即为指纹输入代码高4位的16种编码,首数树根中的4个分支我们以指纹分区中的图像叉点数的个数为依据,而首先将指纹数据分为4大类,每个大类还可继续分成 n 个小类……。众所周知,树形的具体结构直接影响指纹比对搜索的速度,因篇幅所限另文介绍。为此,选取4个输出节点,表示有4大类输出,上例0101 0000的期望输出应为0001,表示第一大类。隐含层节点数按经验式 $n_c = \sqrt{n_i n_o} + l$ ($l=1, 2, \dots, 10$)得出。连接权值初值在 $[-0.2, 0.2]$ 内随机选取。由此可得到如上的网络结构图(这是一种基于BP算法的神经网络结构)。

BP网络^[5]由于其收敛性好,目前应用较为广泛,但它最大的缺点就是学习周期长且极易进入局部极小值。为提高其学习速率,不少学者针对不同应用领域提出了各种加速学习速率的优化算法^[6],其中加动量项的算法为当前广为应用的一种方法。作者提出一种基于黄金分割法的变步长算法。在该算法中,学习速率依据实际的收敛情况而定,加上黄金分割法在其中的巧妙运用,使得算法不仅具有收敛速率快等特点,而且算法简单,有利于增强学习的实时性,具体算法步骤如下:

(1)设置 lr_{min} 、 lr_{max} ; (lr_{min} 和 lr_{max} 分别表示最大和最小的学习速率)

(2)置初值: $lr(1) = 0.618 * (lr_{max} - lr_{min}) + lr_{min}$; 进入循环;

(3)如果相邻两次循环中的梯度之积不变号,说明收敛情况较好,则仍可以加大学习速率,即 $lr(i) = 0.618(lr_{max} - lr(i-1)) + lr(i-1)$; $lr_{min} = lr(i-1)$;

(4)若相邻两次循环中的梯度之积变号,说明出现了极值点,需要改学习速率,减小它的变化。

$$lr(i) = 0.618(lr(i-1) - lr_{min}) + lr(i-1);$$

$$lr_{max} = lr(i-1);$$

转第(3)步,直到误差小于目标误差为止,跳出循环。

该算法的实质是:若函数为单调逼近就不断加大学习步长,反之则适当减少学习步长,以达到自适应调节学习步长的目的。对步长进行调整的方法如上所述。当然,在加大或减小学习步长的同时,也要适当调整原先所设定的学习速率的范围,使网络能较快地收敛。

四、仿真比较

我们对基于黄金分割法的变步长算法与传统的固定步长算法进行了仿真比较,仿真比较时,误差精度分别取为0.1、0.08、0.05、0.03、0.01、0.008、0.005、0.003、0.001,训练样本数为 $k=128$,测试样本数为128,最大运行周期40000次。

表1

目标 误差	固定步长		变步长	
	收敛情况	平均学习时间(s)	收敛情况	平均学习时间(s)
0.1	收敛	1.3860	收敛	0.8000
0.08	收敛	1.9130	收敛	1.1530
0.05	收敛	2.4400	收敛	1.4220
0.03	收敛	3.5870	收敛	2.0780
0.01	收敛	9.2150	收敛	5.1800
0.008	收敛	10.6970	收敛	5.9310
0.005	收敛	18.7030	收敛	10.2650
0.003	收敛	28.9250	收敛	15.6860
0.001	收敛	84.4480	收敛	44.1660

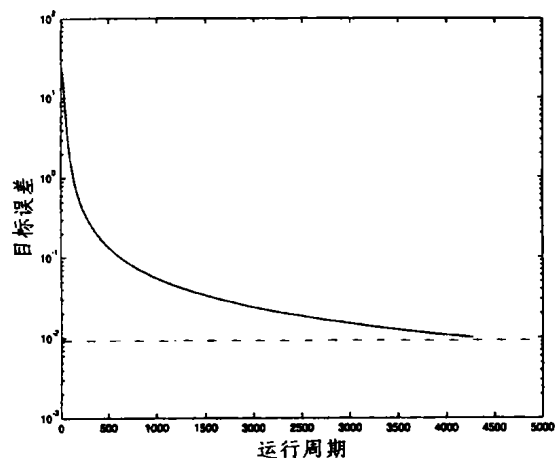


图2

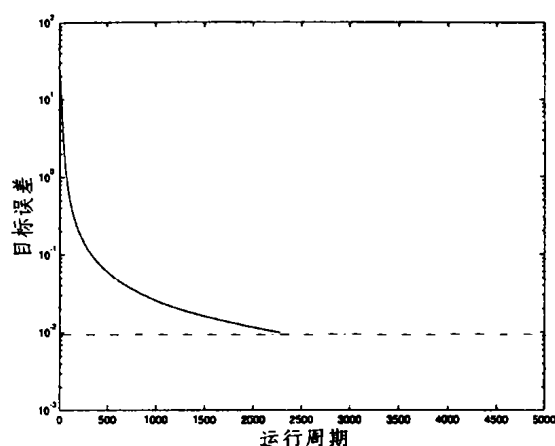


图3

从表1、图2和图3可以看出,本文所设计的基于BP神经网络的指纹模板分类算法在学习周期和学习精度上明显优于传统的固定步长算法,它对指纹识别系统的实时操作提供了一定的帮助。

结论 计算机指纹分析作为一门日趋成熟的技术,随着社会的进步,已经在越来越多的领域中起着相当重要的作用。本文提出的基于BP神经网络的指纹模板分类的分类算法,有效地克服了传统BP网络的一些算法的不足,在学习周期和收敛精度上有了较大的提高;而且它的算法比较简单,用于解决实际应用中指纹分类实时性差的问题,是一个成功的尝试,具有一定的应用前景。

参考文献

- 1 赵建民,著. 指纹识别研究初探. 2000
- 2 李晓昆. 基于结构特征的指纹识别. 计算机工程与科学, 1999(2): 25~29
- 3 袁曾任,等著. 人工神经网络及其应用. 清华大学出版社, 2001. 12
- 4 胡红俊,赵丽如,贺贵明,等. 自动指纹识别系统设计. 计算机应用, 2001(11): 52~53
- 5 夏爱国. BP改进算法研究及一种系统控制训练算法. 系统仿真学报, 1999(2): 131~134
- 6 刘祖润,曾哲昭,张志飞,等. 人工神经网络快速学习算法. 计算机仿真, 2000(1): 22~23