

样条权函数神经网络在指纹识别中的应用

王家凯¹, 张代远^{1,2,3}

- (1. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003;
2. 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室, 江苏 南京 210003;
3. 南京邮电大学 计算机技术研究所, 江苏 南京 210003)

摘要:样条权函数神经网络克服了很多传统神经网络(如BP、RBF)的缺点:比如局部极小、收敛速度慢等。样条权函数神经网络的拓扑结构简单,训练后的神经网络的权值是输入样本的函数,能够精确记忆训练过的样本,可以很好地反映样本的信息特征,亦可以求得全局最小值。为了克服传统网络在指纹识别中的弊端,文中利用了样条权函数神经网络的优点,介绍了其在指纹识别中的应用。首先通过主成分分析方法对指纹图像进行特征提取,然后利用样条权函数神经网络进行指纹识别,最后通过Matlab仿真与其他传统的神经网络进行比较,验证了样条权函数在指纹识别方面的可行性且比传统神经网络效率更高。

关键词:样条权函数;神经网络;指纹识别;人工智能;插值

中图分类号:TP39

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2014)06-0170-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2014.06.042

Application of Spline Weight Function Neural Network in Fingerprint Recognition

WANG Jia-kai¹, ZHANG Dai-yuan^{1,2,3}

- (1. College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;
2. Jiangsu High Technology Research Key Laboratory for Wireless Sensor Networks, Nanjing 210003, China;
3. Institute of Computer Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: Spline weight function neural network overcomes many defects of traditional neural networks (like BP, RBF), such as local minima, slow convergence. The topology structure of Spline weight function neural network is very simple, the trained neural network weights are the function of input samples, so it can remember trained samples and accurately reflect the characteristics of the sample information, and also can be obtained global minimum. In order to overcome the traditional networks' shortcomings in fingerprint identification, introduce the application in fingerprint recognition with the advantages of the spline weight function neural networks. Firstly extract the feature of the fingerprint images through principal component analysis, and then use the spline weight function neural network to do the fingerprint recognition, finally compare the spline weight function neural network and other traditional neural networks through Matlab simulation to verify the feasibility of spline weight function in fingerprint recognition and it is more efficient than the traditional neural networks.

Key words: spline weight function; neural network; fingerprint recognition; interpolation

0 引言

神经网络是一种模仿生物神经网络的结构和功能的数学模型或计算模型,是一种自适应系统。经过数十年的发展,神经网络已经逐渐被世人所熟悉,BP神经网络、RBF神经网络等一些知名的神经网络^[1]已被

科学家们多次研究,但其中发现了一些缺点,例如BP网络存在局部极小、收敛速度慢等缺点,给科研带来了极大的阻碍。虽然世人对这些传统网络进行了反复试探性的改造,但仍无法改变其本质的缺陷。

针对传统网络的缺点,文献[2]中提出了一种全

收稿日期:2013-08-27

修回日期:2013-11-29

网络出版时间:2014-03-06

基金项目:江苏高校优势学科建设工程资助项目(yx002001)

作者简介:王家凯(1988-),男,硕士研究生,CCF会员,研究方向为人工智能;张代远,教授,博士,硕士生导师,研究方向为人工智能、计算机体系结构、计算机应用等。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20140306.1529.001.html>

新的神经网络,称为样条权函数神经网络。该算法拓扑结构只有两层,输入层的权全互连于各个神经元,输出层没有权。因此,只要输入样本向量和输出样本向量的维数确定了,神经网络的拓扑结构就确定了。

样条权函数学习算法中,训练后的神经网络的权值是输入样本的函数,由三次样条函数构成,而不是传统方法的常数。样条权函数神经网络训练算法能够准确记忆训练过的样本,同样能够求得全局最小值,而且因为训练后的权值是输入样本的函数,所以这种算法可以很好地反映样本的信息特征。同时,样本个数越多,网络的泛化能力也越强。样条权函数神经网络学习算法的主要计算工作量是求解样条函数,它不仅有速度快的优点,而且不存在传统算法中的初值敏感、局部极小、收敛速度慢等问题。

指纹识别是指通过比较不同指纹的细节特征点来进行鉴别。因为指纹具有广泛性、终生不变性、唯一性的特征,所以指纹识别技术已经广泛应用到考勤、刑侦等方面。虽然目前很多公司以及科研单位的研究有了很大进展,研究出了很多指纹识别与IT技术相结合的产品,但在某些情况下,需要处理的指纹样本数量级非常大,如果使用传统的神经网络来处理可能会给科研和工程实际应用带来诸多不便甚至无法处理,所以文中利用样条权函数神经网络的诸多优点,与指纹识别技术相结合,验证了其在指纹识别方面的优越性。通过最后的仿真实验可以看出,样条权函数神经网络在未来有着广阔的应用前景,特别是在处理大数据方面,时间优势更为明显。

1 网络拓扑结构

样条权函数神经网络的拓扑结构如图1所示^[3]。

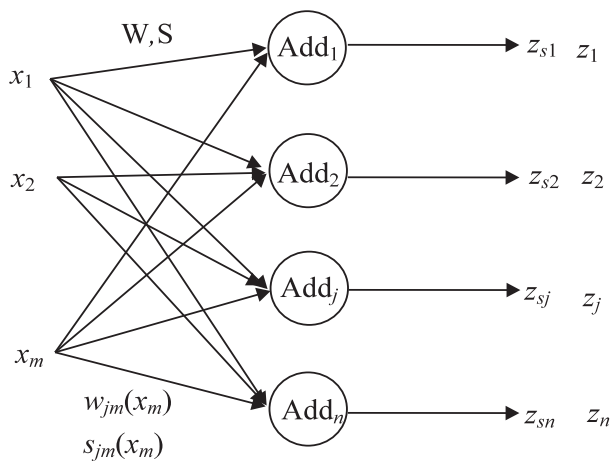


图1 样条权函数神经网络结构图

图中 z_{sj} 为输出层第 j ($j=1,2,\cdots,n$)个神经元所对应的实际输出, z_j 为输出层第 j 个神经元所对应的目标值。圆圈Add $_j$ 代表第 j ($j=1,2,\cdots,n$)个神经元,

由加法器构成。因为输入样本的每一个节点均与神经元全互连,所以不失一般性,仅就 x_j 节点来进行讨论。

假设每一个输入、输出样本都是 m 维、 n 维向量,总共有 $N+2$ 个样本需要训练,因此节点 x_j 需要 $N+2$ 个输入量,这 $N+2$ 个输入量组成了一个 $1\times(N+2)$ 的输入向量^[4]。

$$x_i = (x_{i0}, x_{i1}, \cdots, x_{i(N+1)}) \tag{1}$$

这 $N+2$ 个输入量所对应的输出量为

$$z_j = (z_{j0}, z_{j1}, \cdots, z_{j(N+1)}) \tag{2}$$

将式(2)中的第 j 个节点的目标向量再分解为 m 个向量,即分别对应输出层第 j 个节点相连接的 m 个权,令^[4]

$$z_j = \eta_{j1}z_{j1} + \eta_{j2}z_{j2} + \cdots + \eta_{jm}z_{jm} \tag{3}$$

其中, $\sum_{i=1}^m \eta_{ji} = 1, \eta_{ji} \geq 0$ 。因此输出量可表示为 $\eta_{ji}(z_{j0}, z_{j1}, \cdots, z_{j(N+1)})$,对应的插值点为 $(x_{ip}, \eta_{ji}z_{jp}), p=0,1,\cdots,N+1$ (4)

根据式(1)、式(4)及插值理论可以确定权函数,在这里采用三次样条函数。

由此可见样条权函数神经网络具有非常简单的拓扑结构,只要输入样本向量和输出样本向量的维数确定了,样条权函数神经网络的拓扑结构就确定了^[4]。

2 指纹识别

近年来,指纹识别技术已经越来越广泛地渗入到人们的日常生活中。指纹识别最初应用于识别罪犯,主要用于司法、公安部门。但随着科技的发展,指纹识别技术被人们逐渐掌握并普遍利用开来,在银行系统、保密、机场、驾照考试等场合都会运用到指纹识别技术,未来也会有更广阔的运用前景^[5]。指纹识别技术具有唯一性、不变性、实用性、安全性等特点,它已经发展成为一种最方便、最可靠的个人身份鉴别技术。但是在有些情况下,需要处理的指纹样本会很多,这给科研或应用都带来了诸多不便之处。如果用传统的BP神经网络、RBF神经网络来处理这些问题,则会非常耗时耗力^[6]。现将样条权函数神经网络与指纹识别技术相结合,介绍样条权函数神经网络在指纹识别方面的优势。一套完整的指纹识别系统包括以下几个方面^[7],如图2所示。

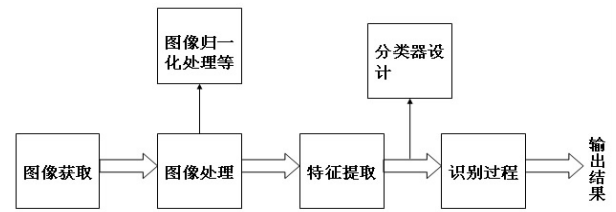


图2 指纹识别系统

在获取图像后,需要对分辨率过高的图片进行无损缩放,然后进行归一化处理^[8],为的是使图像大小、灰度统一,必要时还可以进行边缘提取、二值化等处理^[9],以便后续实验。随后利用主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法进行特征值的提取^[10],即将指纹图像中的显著信息存储到矩阵中。主成分分析方法就是把给定的一组相关变量通过线性变换转成另一组不相关的变量,这些新的变量按照方差依次递减的顺序排列。在数学变换中保持变量的总方差不变,使第一变量具有最大的方差,称为第一主成分,第二变量的方差次大,并且和第一变量不相关,称为第二主成分。依次类推, n 个变量就有 n 个主成分。这样可以把高维数据降低到低维,从而简化数据,减小计算量^[11]。

假设有 M 张 $N \times N$ 像素的指纹图像作为输入样本,首先将每个矩阵的每一行分别与上一行的尾部相连,这样可以将一个指纹图像灰度矩阵转化为一个长度为 N^2 的向量,因此 M 张指纹图像就可转换为 M 个向量,记为 $\mathbf{i}_1, \mathbf{i}_2, \dots, \mathbf{i}_M$ 。这样可以算出 M 个指纹图像的平均向量: $\bar{\mathbf{i}} = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M \mathbf{i}_j$,将所有的指纹图像向量减去其平均向量 $\bar{\mathbf{i}}$,则得到 M 个差向量: $\boldsymbol{\varphi}_j = \mathbf{i}_j - \bar{\mathbf{i}}, j = 1, 2, \dots, M$ 。根据主成分分析的思想^[12],要求向量 \mathbf{u}_1 使得 $\boldsymbol{\varphi}_j = \mathbf{i}_j - \bar{\mathbf{i}}$ 中的 M 个向量在 \mathbf{u}_1 上的投影平方和最大,即:

$$\max_{\mathbf{u}_1} S = \sum_{j=1}^M \left(\frac{\boldsymbol{\varphi}_j^T \mathbf{u}_1}{\|\mathbf{u}_1\|} \right)^2 = \frac{\mathbf{u}_1^T \left(\sum_{j=1}^M \boldsymbol{\varphi}_j \boldsymbol{\varphi}_j^T \right) \mathbf{u}_1}{\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1} = \frac{\mathbf{u}_1^T \mathbf{C} \mathbf{u}_1}{\mathbf{u}_1^T \mathbf{u}_1} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{C} = \sum_{j=1}^M \boldsymbol{\varphi}_j \boldsymbol{\varphi}_j^T = \mathbf{A} \mathbf{A}^T, \mathbf{A} = [\boldsymbol{\varphi}_1 \boldsymbol{\varphi}_2 \dots \boldsymbol{\varphi}_M]$ 。

根据 Rayleigh Quotient 定理可得,当 \mathbf{u}_1 是矩阵 \mathbf{C} 中最大特征向量时, S 为极大值。设矩阵 \mathbf{C} 的第 k 个特征向量为 \mathbf{u}_k ,对应的特征值为 λ_k ,则: $\mathbf{C} \mathbf{u}_k = \lambda_k \mathbf{u}_k, k = 1, 2, \dots, M$ 和 $\lambda = \frac{1}{M} \sum_{j=1}^M (\mathbf{u}_k^T \boldsymbol{\varphi}_j)^2$,而且对于 $i < j$ 有 $\boldsymbol{\varphi}_i^T \boldsymbol{\varphi}_j = 0$ 。因为矩阵 \mathbf{C} 的维数是 $N^2 \times N^2$,要解如此高维的矩阵的特征值和特征向量,计算量会非常大,因此就会使指纹识别的训练时间变得很长,严重影响识别效率。根据 $\mathbf{A}^T \mathbf{A} \mathbf{v}_k = \mathbf{u}_k \mathbf{v}_k$ 计算矩阵 $\mathbf{A}^T \mathbf{A}$ 的特征向量 \mathbf{v}_k ,随后根据 $\mathbf{u}_k = \sum_{j=1}^M v_{kj} \boldsymbol{\varphi}_j, k = 1, 2, \dots, M$ 求出 \mathbf{u}_k ,称 \mathbf{u}_k 为特征指纹。刚才提到,对于任意一个指纹图像,按照矩阵的每一行接到上一行的方式转化为一维向量 \mathbf{i} ,则它在特征指纹 \mathbf{u}_k 所组成的特征空间中的投影为 $\mathbf{f}^T = [\omega_1 \omega_2 \dots \omega_M]$,其中 $\omega_k = \mathbf{u}_k^T (\mathbf{i} - \bar{\mathbf{i}}), k = 1, 2, \dots, M$ 。根据

PCA 方法的思想,在实际应用时只需要取前几个主要的元素而省略后面次要的元素。把训练集合 $\mathbf{i}_j (j = 1, 2, \dots, M)$ 分别代入到 $\omega_k = \boldsymbol{\mu}_k^T (\mathbf{i} - \bar{\mathbf{i}})$,求出其投影在特征空间 $[\mathbf{u}_1 \mathbf{u}_2 \dots \mathbf{u}_M]$ 上的投影点 $[f_1 f_2 \dots f_M]$,这就是指纹识别的训练过程^[13]。

训练完成后可根据欧氏距离法进行指纹识别:当有新图像 \mathbf{i}_x 需要识别时,可以将其代入到上述各式中,求出特征空间中的投影 \mathbf{f}_x 。随后计算出其特征空间中各投影点与 \mathbf{f}_x 之间的距离,即

$$\varepsilon_j = \|\mathbf{f}_j - \mathbf{f}_x\|, j = 1, 2, \dots, M \quad (6)$$

于是就可以得到最小距离 $\varepsilon_p, 1 \leq p \leq M$,则可以判断 \mathbf{i}_x 与 \mathbf{i}_p 是否是同一个人的指纹图像^[14]。

3 实验仿真

此次实验所选用的样本为网络上指纹库提供的样本,一共8组,每组有8个指纹,共64个指纹图像。默认图像为tif格式,通过程序中编写的程序来实现tif格式向jpg格式的转换。原始图片的分辨率为 256×364 ,这样表示一张图片就需要93 184个点,对于实验处理是很不方便的。然后使用imresize函数将图像缩小至 32×32 分辨率,以达到缩小和降维的目的。然后使用主成分方法进行特征提取,选取贡献率最大的 n 组特征向量来构成投影矩阵,实验选定贡献率超过90%即可。

选取指纹库样本中的8组来进行实验,每组中选取4个进行训练,4个进行测试。经过反复试验后现对3种不同的网络进行参数设定:BP神经网络的隐层节点数设为49,不设置迭代次数,网络精度为 $1e^{-6}$ 。RBF神经网络的径向基函数的扩展速度设定为25,网络精度为 $1e^{-3}$,其他参数都使用Matlab的默认参数。在样条权函数神经网络结构中,系数矩阵 $\boldsymbol{\eta}$ 可以根据之前通过PCA方法得出的投影矩阵中各向量的贡献值来确定。假设有 l 个特征,其对应的贡献值分别为

$\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_l$, 和为 $\lambda = \sum_{i=1}^l \lambda_i$, 则

$$\boldsymbol{\eta} = \left[\frac{\lambda_1}{\lambda}, \frac{\lambda_2}{\lambda}, \dots, \frac{\lambda_l}{\lambda} \right] \quad (7)$$

其中各个分量值的和为1。下面分别就BP神经网络、RBF神经网络、样条权函数神经网络,对识别率和训练时间进行比较。训练结果如图3、图4和表1所示。

表1 不同训练方法的平均结果统计

	BP 算法	RBF 算法	权函数神经网络算法
平均训练时间/s	1.607 5	2.325 1	0.021 26
平均识别率/%	30.453 8	44.762 4	79.687 5

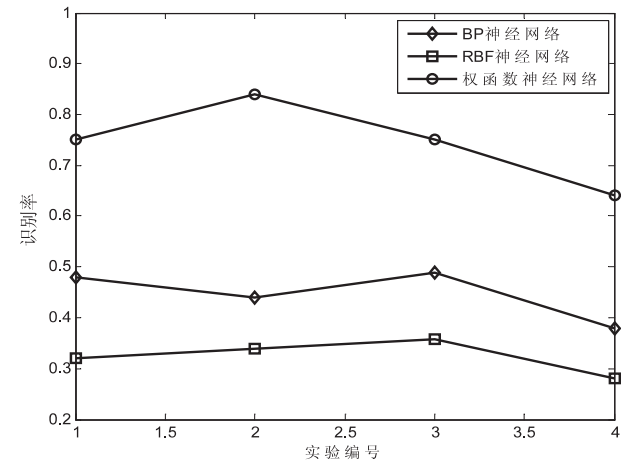


图3 不同网络的识别率

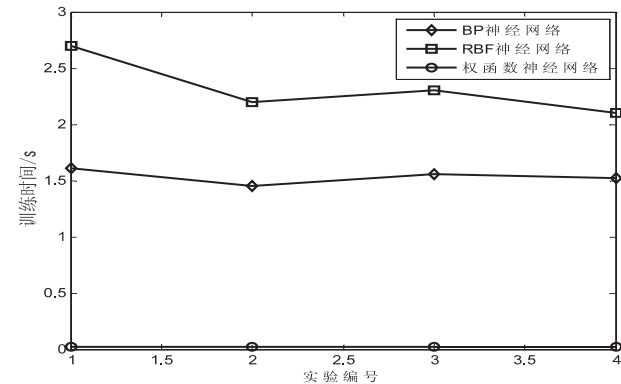


图4 不同网络的训练时间对比

4 结束语

样条权函数神经网络有着十分简单的算法结构,训练后的权值因为是输入样本的函数,所以可以直接反映输入样本的特征。文中通过理论和仿真实验说明样条权函数神经网络算法可以运用到指纹识别技术中。实验结果指出,样条权函数神经网络算法的识别率高于BP、RBF算法。更值得关注的是,在训练时间方面,样条权函数神经网络算法更是远远优于BP、RBF算法,在运算大数据方面,有着广阔的应用前景。

参考文献:

[1] Hagan M T, Demuth H B, Beale M H. 神经网络设计[M]. 北京:机械工业出版社,2003.

[2] 张代远. 神经网络新理论与方法[M]. 北京:清华大学出版社,2006.

[3] 张代远. 样条权函数神经网络的一种新型算法[J]. 系统工程与电子技术,2006,28(9):1434-1436.

[4] 张代远. 新型样条权函数神经网络的云计算研究[J]. 计算机技术与发展,2013,23(7):57-61.

[5] Mehtre B M. Fingerprint image analysis for automatic identification [J]. Machine Vision and Application,1993,6(2-3):124-139.

[6] 潘 滢,谢胜曙,张 群. 基于BP神经网络指纹识别的算法[J]. 邵阳学院学报(自然科学版),2007,4(1):54-57.

[7] Karungaru S, Fukuda K, Fukumi M, et al. Classification of fingerprint images into individual classes using neural networks [C]//Proc of 34th annual conference of industrial electronics. Orlando, FL:IEEE,2008:1857-1862.

[8] Xie Rui, Qi Jin. Continuous fingerprint image quality estimation based on neural network[C]//Proc of international symposium on intelligent signal processing and communication system. Chengdu:IEEE,2010:1-4.

[9] 王崇文. 自动指纹识别方法研究[D]. 重庆:重庆大学,2002.

[10] 祝 恩. 低质量指纹图像的特征提取与识别技术的研究[D]. 长沙:国防科学技术大学,2005.

[11] Abdi H, Williams L J. Principal component analysis[J]. Wiley Interdisciplinary Reviews: Computational Statistics, 2010, 2(4):433-459.

[12] Pearson K. On lines and planes of closest fit to systems of points in space[J]. Philosophical Magazine,1901,2(6):559-572.

[13] 杨利敏. 图像特征点定位算法研究及其应用[D]. 上海:上海交通大学,2008.

[14] 韩 鹏. 分子三次、分母二次有理样条权函数神经网络研究及应用[D]. 南京:南京邮电大学,2012.

(上接第169页)

[7] Ehrig M, Sure Y. Ontology mapping - an integrated approach [C]//Proc of European semantic web symposium. Berlin, Germany:Springer-Verlag,2004:76-91.

[8] 刘 群,李素建. 基于《知网》的词汇语义相似度计算[J]. 中文计算语言学,2002,7(2):59-76.

[9] 朱礼军,陶 兰,刘 慧. 领域本体中的概念相似度计算[J]. 华南理工大学学报(自然科学版),2004,32(Sup):147-150.

[10] 朱会峰,左万利,赫枫龄,等. 一种基于本体的文本聚类方法[J]. 吉林大学学报(理学版),2010,48(2):277-283.

[11] Knappe R, Bulskov H, Andreassen T. Similarity graphs [C]//Proc of the 14th international symposium on methodologies for methodologies for intelligent systems. [s. l.]:[s. n.],2003:668-672.

[12] 徐德智,王怀民. 基于本体的概念间语义相似度计算方法研究[J]. 计算机工程与应用,2007,43(8):154-156.

[13] 李文杰,赵 岩. 基于本体结构的概念间语义相似度算法[J]. 计算机工程,2010,36(23):4-6.

[14] 李 鹏,陶 兰,王弼佐. 一种改进的本体语义相似度计算及其应用[J]. 计算机工程与设计,2007,28(1):227-229.

样条权函数神经网络在指纹识别中的应用

作者:

[王家凯, 张代远, WANG Jia-kai, ZHANG Dai-yuan](#)

作者单位:

[王家凯, WANG Jia-kai\(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京, 210003\), 张代远, ZHANG Dai-yuan\(南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003; 江苏省无线传感网高技术研究重点实验室, 江苏 南京 210003; 南京邮电大学 计算机技术研究所, 江苏 南京 210003\)](#)

刊名:

[计算机技术与发展](#)

英文刊名:

[Computer Technology and Development](#)

年, 卷(期):

[2014\(6\)](#)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_wjfz201406042.aspx