

基于人工神经网络的人脸识别分类器设计

刘宏,董镭

(广西大学电气工程学院,广西 南宁 530004)

摘要:为了提高人脸识别系统的自适应性,采用BP神经网络对抽取出来的人脸特征进行识别。对人工神经网络、BP网络应用于人脸识别的过程做了简要介绍。并通过仿真实验加以验证。

关键词:人脸识别;人工神经网络;BP神经网络;分类器

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **文章编号:**1672-4410(2007)04-0364-04

神经网络本质上是一个大规模非线性连续时间自适应的信息处理系统,通过大量简单关系连接实现复杂的函数关系。系统具有很强的鲁棒性和容错性,善于联想、概括、类比和推广,有很强的自学习能力,可在学习过程中不断完善自己,不断创新。

神经网络模式识别理论的研究一直是非常活跃的学科,其发展与神经网络理论可以说是同步。人工神经网络发展的主要历程有:20世纪50年代末,Rosenblatt提出的感知器模型和Widrow提出的自适应线性元件,出现了简单的线性分类器;1986年,Rumelhart和McClelland提出了多层网络“误差反向传播算法(BP)”,使有导师学习多层感知器网络(MLPN)模式分类器走向实用化,在此基础上又派生出若干前向网络,如径向基函数网络(RBFN)和函数链网络等;1982年,美国加州工学院的物理学家Hopfield提出的一种用于联想记忆和优化计算的反馈网络模型,由于引进了“能量函数”的概念,使网络走向具体电路有了保证;20世纪70年代,Watanabe提出了使用模式子空间的概念来设计不同类别对应的子空间,由不同类别聚类的子空间实现模式识别;Kohonen提出的自组织特征映射网络模型等都为神经网络模式识别理论提供了进一步的根据。

模式识别是神经网络应用领域最成功的一个重要方面。人脸图像识别特别适合于用神经网络来实现。神经网络方法可处理一些环境信息十分复杂、背景知识不清楚、推理规则不明确的问题,允许样本有较大的缺损、畸变。

神经网络的两个基本概念:(1)稳健性(或称鲁棒性 Robustness)。当输入信息或网络参数发生有限摄动时,网络仍能保持正常或稳定的输入-输出关系特性。(2)泛化能力。当受训网络接受同一样本集中的非训练样本时,网络仍能给出正确的输入-输出关系的能力。

1 人工神经网络

人工神经网络是受动物神经网络系统的启发,利用大量简单处理单元互联而构成的复杂系统,可用来解决一些复杂模式识别问题与行为控制问题。构成人工神经网络的三个基本要素是:神经元、网络拓扑结构和网络的训练(学习)方法。

1.1 神经元

神经元(节点)的作用是把若干输入加权求和,并对这种加权求和进行非线性处理后输出。神经元的

收稿日期:2007-03-20。

作者简介:刘宏(1982-),男,河北唐山人。

选择一般有以下特点:每个神经元都具有多个输入、单个输出,具有闭值,采用非线性函数。神经元模型用公式描述为

$$y = f(X) \quad (1)$$

$$X = \sum_{i=1}^n (w_i x_i - \theta) \quad (2)$$

其中: θ 为输出阈值, x_i 为输入信号, w_i ($i = 1, 2, \dots, n$) 为连接权值, $f(X)$ 称为激活函数,一般可用阈值型、分段线性型和 S 型,在本文中选择 S 型函数

$$f(X) = \frac{1}{a + b \exp(-kx)} \quad (3)$$

实验取 $a = b = 1$, k 为控制 S 型曲线部分的斜率且可调。

1.2 神经网络拓扑结构

神经元彼此联接的方式称为网络拓扑结构。根据联接方式的不同,可分为反馈网(循环网)和非反馈网。在非反馈网中,神经元是分层排列的,且每一层神经元只与上一层神经元相连,这种网络称为前馈网络。理论证明,三层感知器(MLP)可实现任意的输入-输出映射。实验中采用的是三层前馈型网络(图1)。

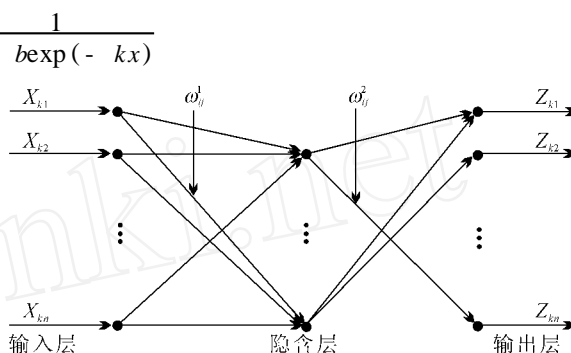


图1 三层BP网络模型结构

Fig. 1 BP network model structure of three layer

2 BP神经网络分类器

BP网络是人工神经网络中最基本的和使用最广泛的网络,具有结构简单、易于实现的优点。这种网络不仅在理论上日臻成熟,而且在实际生活中也得到了广泛的应用,因此,本文使用BP网络来实现人脸分类器。

用特征脸法对人脸图像进行特征提取后,用这些特征向量和相应的教师信号来训练BP网络。神经网络人脸分类器的结构如图2所示。

所用的BP网络是标准的三层BP网络。网络层数的选择问题,理论上早已证明:具有偏差和至少一个S型隐含层加上一个线形输出层的网络,能够逼近任何有理函数。增加层数主要可以更进一步降低误差,提高精度,但同时也使网络复杂化,从而增加了训练时间。误差精度的提高也可以通过增加隐含层中神经元数目来获得,其训练效果也比增加层数更容易观察和调整,所以一般选择三层网络,再通过调整隐含层的神经元个数来达到目的。隐含层的神经元数目的确定并没有明确的规定,若隐含层的神经元较多,则网络的冗余性大,增加了网络一次训练的时间,尽管网络收敛的训练次数会减少,但会降低分类器的推广能力。比较实际的做法是通过对不同神经元数进行训练比较后,适当地加一点余量。实验表明,选择隐含层神经元数为输入层神经元数的一半左右时能取得满意效果。

若记输入层神经元数为 I , 隐含层神经元数为 H , 输出层神经元数为 J 。对于人脸类别数为 P 的人脸识别问题来说,若提取出的特征分量的维数是 M , 则网络输出层的神经元数 J 就取为人脸类别数 P , 网络输入层的神经元数就是 M 。在对BP网络进行训练时,如果BP网络输入的特征向量是从第 P 幅人脸图像提取出的,则相应的BP网络的输出层的期望输出是第 m 个神经元的输出为 1, 而其他神经元

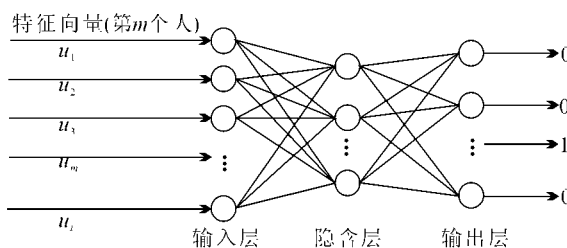


图2 神经网络人脸分类器

Fig. 2 Human face recognition of neural network

输出都为 0, 所以教师信号可以表示为

$$out = [0, 0, \dots, 1, \dots, 0, 0]^T$$

由于系统是非线性的, 网络的初始权值对于学习是否达到局部最小、是否能够收敛以及训练时间的长短很重要。如果初始值太大, 使得加权后的输入落在激活函数的饱和区, 从而导致其导数非常小, 使得调节过程几乎停顿下来。所以一般总是希望经过加权后的每个神经元的输出值都接近于零, 这样可以保证每个神经元的权值都能够在它们的 S 型函数变化最大之处进行调节。所以在训练开始前, 把初试权值初始化为 $(-1, 1)$ 之间的随机数。

当网络收敛以后, 把网络的权值保存, 则网络训练完成。在进行人脸识别时, 把经过加权特征脸法得到的待识别人脸图像的特征向量, 输入到已训练完成的人工神经网络, 观察神经网络输出层各个神经元的输出。设输出层各神经元的输出为 o_1, o_2, \dots, o_j (j 为输出层神经元的个数), 并设定阈值 T 。如果对于输入的某个待识别人脸的特征向量, 所有的输出层神经元的输出 o_j , 满足 $|o_j - 1| > T$, 则认为待识别人脸不是该人脸数据库中的人脸。如果对于输入的某个待识别人脸的特征向量, 存在输出层神经元的输出 o_j 满足 $|o_j - 1| \leq T$, 则认为该待识别人脸被识别人脸是该人脸数据库中的人脸。并且取满足 $|o_j - 1|$ 的值最小的那个输出神经元所对应的训练样本与之匹配。

例如, 如果在训练时输入人脸图像 I_j 的教师信号是使输出层神经元 o_j 的输出是 1, 而其余的输出神经元输出是 0; 则如果在识别某个人脸图像时, 输出层神经元 o_j 的输出满足 $|o_j - 1|$ 最小, 且 $|o_j - 1| \leq T$, 则认为被识别人脸图像与 I_j 相匹配。如果所有的输出层神经元的输出都满足 $|o_j - 1| > T$, 则认为被识别人脸图像不属于该人脸图像数据库。

如果只是对人脸进行匹配, 即对于待识别的人脸, 已经知道它是属于本数据库的, 要找出它是属于本数据库中的哪一个人, 这时可以取阈值 T 为一个较大的数 (比如 5), 这样保证对所有的输入人脸的特征向量, 输出层必定有神经元的输出满足 $|o_j - 1| \leq T$, 因此, 就不会把本数据库中的人脸排除在外, 而只会找出一个最象的。若要对不属于本数据库的待识别图像进行排除时, 则正确排除率越高, 就要求阈值 T 越小, 但是当 T 减小时, 本图像库中的人脸图像有可能因表情变化太大而被排除在外, 这时会造成识别率的降低。因此阈值 T 的大小要视不同情况而定。

用对 BP 网络进行训练的算法可简单描述为如下过程: (1) 初始化神经网络的权值为 $(0, 1)$ 之间的随机数; (2) 输入训练样本及期望输出; (3) 逐层计算输出; (4) 从输出层开始, 调整权值, 并反向调整误差; (5) 若误差小于设定值, 则结束; 否则转 (3), 继续学习。

网络训练完毕达到稳定状态后, 保存网络的连接权值, 用于后面的识别。

用 BP 网络对人脸进行识别的算法可简单描述为: (1) 加载待识别样本的特征向量到输入层节点; (2) 计算隐含层和输出层的输出, 根据输出层节点的输出判断识别结果。

3 实验及仿真结果

BP 算法与传统的人脸识别算法相比增加了动量项并且动态改变学习步长和动量项系数。采用的 BP 神经网络参数为: 学习步长 1.3 和 0.6, 动量参数 $a = 0.7, b = 0.4$ 。采用成批学习算法, 一批输入样本数为 15 个。从图 3 可以看出, 其收敛速度快, 收敛曲线平滑, 这会使得对人脸的识别率大大提高。

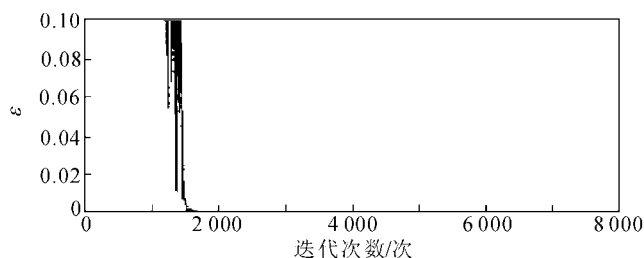


图 3 BP 网络仿真结果

Fig. 3 Emulate sequence of BP network

4 结 论

通过理论和仿真实验两方面,对使用BP神经网络对人脸进行识别的可行性加以论证。对于人脸识别这样的环境信息复杂,背景知识不清楚,推理规则不明确的问题,采用BP神经网络有其独特的优越性。此算法理论依据可靠,算法简便、实用,因而具有实际工程应用价值。

参 考 文 献:

- [1]ZHANG Jun, YAN Yong, LADES M. Face recognition: eigenface, elastic matching and neural nets[A]. Proceedings of the IEEE[C]. 1998, 85 (9): 1422 - 1435.
- [2]STEVE L, GILES L C, CHUNG T A, et al. Face recognition: a convolution neural network approach[J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1997, 8(1): 98 - 113.
- [3]IDA M G, HAXBY J V H. Neural response to the visual familiarity of faces[J]. Brain Research Bulletin, 2006, 71(3): 76 - 82.
- [4]SINGH K, BASU D K, NASIPURI M, et al. Face recognition using point symmetry distancebased RBF network[J]. Applied Soft Computing, 2007, 7(1): 58 - 70.
- [5]DAI Guang, YEUNG Dit-yan, QIAN Yun-tao. Face recognition using a kernel fractionalstep discriminant analysis algorithm [J]. Pattern Recognition, 2007, 40(1): 229 - 243.
- [6]金忠, 胡钟山, 杨静宇. 基于BP神经网络的人脸识别方法[J]. 计算机研究与发展, 1999, 36(3): 274 - 277.
- [7]章高清, 王申康. 人脸的层次化描述模型及识别研究[J]. 计算机研究与发展, 1999, (12): 1449 - 1454.
- [8]边肇祺, 张学工, 阎平凡, 等. 模式识别[M]. 第二版. 北京: 清华大学出版社, 2004: 1.
- [9]闻新, 周露, 杨存荣, 等. MATLAB 神经网络应用设计[M]. 北京: 科学出版社, 2002: 1.
- [10]阎平凡. 时多层前向神经网络研究的几点看法[J]. 自动化学报, 1997, 37, 3: 129 - 135.

A design of classification implement for face recognition based on artificial neural network

LIU Hong, DONG Lei

(School of Electricity Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China)

Abstract: In order to improve the self-adaptability human face recognition system, the human face characteristic extracted was identified by adopting BP neural network. The process of BP neural network and its application on human face identification is briefly introduced, which is verified by simulated experiment.

Key words: face recognition; artificial neural network; BP neural network; classification implement

(Received March 20, 2007)