

BP神经网络在空间流体实验数据压缩中的应用

郑建华

(中国科学院空间科学与应用研究中心, 北京 100080)

摘要 针对利用BP人工神经网络在压缩空间流体实验图象数据时BP网络收敛速度慢和存在局部极小值的问题,给出了一种特殊的处理方法,并将BP神经网络方法与DCT方法的图象压缩效果进行了比较.仿真结果表明,不仅网络训练时间明显减小,而且将BP人工神经网络用于空间流体实验图象压缩中还取得了较高压缩比及较好的重建图象质量,且训练好的网络鲁棒性较高.

关键词 空间流体实验 BP人工神经网络 图象数据压缩

中图法分类号: TP183 TN911.7 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2001)03-0219-04

The Application of BP Neural Network to Data Compression of Space Liquid Experiment

ZHENG Jian-hua

(Center for Space Science and Applied Research, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract This paper gives the use of BP neural network for data compression of space liquid experiment. The neural network is composed of nine sub-networks to form five-layer networks, and each subnetwork links in series or parallel with others. In order to reduce the training time of network, the learning-rate parameter and momentum parameter vary adaptively with the average of the sum of squared errors of the neural network. Moreover, random values are added to synaptic weights and threshold to avoid premature saturation or local minimum in error surface. Simulation results declare that the training time of network is shorter markedly than that with constant learning-rate parameter, the network can also avoid local minimum and premature saturation. The data compression method of BP neural network gets a high compression ratio, good performance of reconstructed image and strong robustness to any image of space liquid experiment. The results show that it is feasible to compress image of space experiment with neural network technology. The performance of reconstructed image with neural network is nearly as good as that with DCT method. The time to compress an image with 512×512 pixel is shorter than that with DCT method obviously.

Keywords Space liquid experiment, BP artificial neural network, Image data compression

0 概述

由于在空间科学实验中,需要将大量的图象数据传回地面数据接收站,以进行数据处理及在可能的情况下进行遥操作,这对天地链路的数据传输效率提出了较高要求,因此在目前有限的通信能力条件下,数据压缩已成为空间科学实验数据实时传输的迫切需求.目前图象数据压缩主要利用了以下特性(1)图象象素点间在空间和时间上的相关性(2)

人眼视觉允许有一定的误差存在(3)变换域的能量集中特性(4)编码数据间存在冗余度等^[1]

近年来,图象压缩方法获得了很大发展,已出现了多种图象压缩方法,而利用人工神经网络进行图象数据压缩便是其中一项十分新颖且处于探索研究阶段的技术.由于人工神经网络具有并行处理结构,且其训练算法具有多样性、自适应性和鲁棒性等特点,尤为重要是其非线性映射和特征抽取能力,因而为设计实时、高效、自适应的图象压缩系统提供了可能.正是基于神经网络的上述优点,本文提出了利

用人工神经网络来压缩空间流体实验图象数据,旨在探索出一条利用人工神经网络来进行空间科学实验图象数据压缩的路子,并为进一步的硬件实现奠定基础^[2]。

众所周知,多层前向BP神经网络是研究和应用得最广泛,也是最成功的人工神经网络模型之一。它是一种映射网络,理论上,隐层采用sigmoid激活函数的3层前向网络,能以任意精度逼近任一连续非线性函数,但BP神经网络的收敛过程存在两个缺陷,即网络的收敛速度慢,且存在局部最小值问题^[3-5]。

1 BP神经网络结构及算法

误差逆传播BP神经网络是一种具有3层或3层以上的阶层型神经网络^[5]。该网络按有教师示教的方式进行学习,即当一对学习模式提供给网络后,则神经元的激活值就从输入层,经各中间层向输出层传播,最后在输出层的各神经元获得网络的输入响应,在这以后,再按减小希望输出与输入响应误差的方向,从输出层经各中间层逐层修正各连接权,最后回到输入层,这样,随着误差逆传播修正的不断进行,网络对输入模式响应的正确率将不断提高。

在用于数据压缩的BP神经网络方法中,神经网络的输入层和输出层是由相同个数的神经元组成,在学习过程中,输入层的学习模式及输出层的教师示教模式使用同一图象数据。这样,由于中间层的神经元个数可大大少于输入层(或输出层)的神经元个数,因此学习后的网络以较少的数据量即可有效地表示输入图象数据,并以此进行存储或传输。另外,由于网络的输入层和输出层提供的是同一图象数据,因此网络的输出层很容易将输入图象数据再现出来。

1.1 BP神经网络结构

设待压缩图象的大小为 512×512 pixel,每像素用8bit灰度值表示。为使网络规模保持在可接受的范围内,网络训练时,首先将输入图象分为8个子图,每子图的象素数为 64×512 。

图1为用于空间流体实验图象数据压缩的BP神经网络拓扑结构图,图中网络分为内、外环,其外环由8个子网组成,每子网由3层细腰型BP网络构成,每子网的输入层、输出层神经元数为 8×8 ,中间层神经元数为 $p/8$,这样8个子网的中间层神

元个数为 p ;内环由一个3层细腰型BP网络构成,网络的输入层、输出层单元数为 p ,中间层单元数为 q 。网络训练时,先用8个子图训练外环的8个子网,然后再用训练好的外环8个子网中间层的输出值来训练内环。当用一幅 512×512 pixel的图象对网络进行训练时,网络的训练模式数为 8×64 ,网络的压缩比为 $8 \times (8 \times 8) / q$ (在量化等级相同的条件下)。

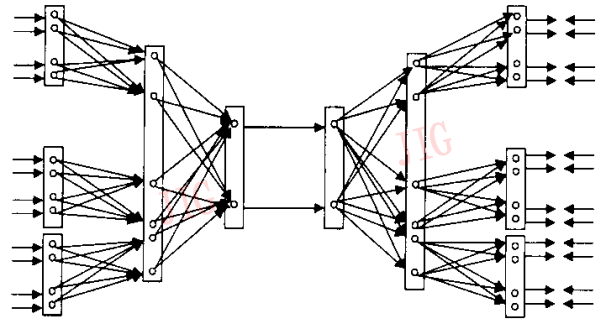


图1 空间流体实验图象数据压缩的BP神经网络拓扑图

该网络结构的特点是网络串并联合,当用以代表图象数据特征的网络学习模式集合来训练网络时,训练好的网络既有串行处理网络所记忆的整体图象的平均特征,又有并行处理网络所记忆的各图象块的本身特征。另外,训练好的网络对任一幅图象均具有较强的适应能力。

1.2 算法

虽然采用目前使用最为广泛的BP算法可以实现学习模式上学习误差的梯度下降,但众所周知,BP算法的收敛速度较慢,且易陷入局部极小点,为此,给出了以下特殊处理方法:

(1)调整网络的学习速率,使网络保持较高的收敛速度

首先定义网络的初始学习速率 $\rho_0 \in [\rho_{\min}, \rho_{\max}]$,然后在网络学习时,当本次网络的学习误差比上次大4%时,则将学习速率 ρ 调为原值的0.96倍;当本次网络的学习误差比上次小4%时,则将学习速率 ρ 调为原值的1.04倍。另外,当 $\rho > \rho_{\max}$ 时,取 $\rho = \rho_{\max}$;当 $\rho < \rho_{\min}$ 时,取 $\rho = \rho_{\min}$ 。

(2)调整惯性系数,加速网络收敛

首先定义网络的惯性项校正系数 $\mu = [\mu_{\min}, \mu_{\max}]$,再在该范围内,将惯性系数设为学习周期数的单调递增函数,在每次对连接权和阈值进行修正时,即可自适应地调整前一次网络学习的修正量对本次学习的影响。

(3) 给连接权加随机数,以走出网络学习误差的局部极小点和克服网络学习误差收敛刚性。

当网络的学习误差较大(大于预先设定的一个值)但连续两次学习误差之差小于某一预定的小数时,则保存目前网络的权值和阈值等参数,并给连接权和阈值加有限次的几组随机数,以便使网络走出学习误差的局部极小点,并克服网络学习误差的收敛刚性。

(4) 改变权值和阈值的修正方法,缩短网络的学习时间

用所有学习模式的学习误差均值,来校正输出层与中间层、中间层与输入层的连接权及阈值,以实现真正的全局学习误差意义上的梯度下降。实验证明,该处理方法可明显减少连接权和阈值的校正次数,并能缩短网络训练时间。

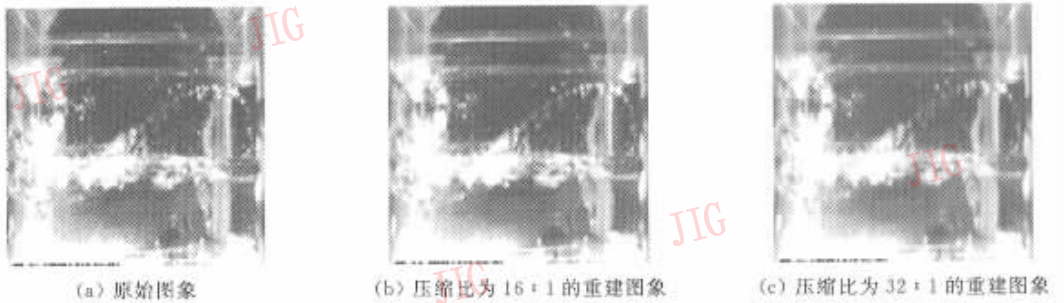


图2 网络学习模式及重建图象

由图2可以看出,在压缩比为16:1的重建图象中,各粒子仍清晰可见,且图象的MSE较小,这说明在此压缩比下,网络的重建图象可以较好地表示原图象的信息,而压缩比为32:1的重建图象则仅保留了大部分粒子的信息,因此在进行图象压缩时,要折中考虑提高图象的压缩比和重建图象质量间的矛盾。由于空间流体实验要测出各示踪粒子在不同时刻的位移量,且要求重建图象的质量比较高,因此,本文推荐图象压缩比不大于16:1。

图3给出了外环的一个子网的网络学习均方差、学习系数和惯性系数随学习周期数的增加而变化的曲线,此时网络的初始学习系数 $\rho_0 = 4$,学习系数 $\rho \in [0.2 \sim 6]$,初始惯性系数 $\mu_0 = 0.5$,惯性系数 $\mu_0 \in [0.5 \sim 0.9]$ 。当连续两个学习周期的学习均方差之差小于0.0001时,要给连接权和阈值加0.5以内的随机数,但次数最多不超过4次。

2 实验验证

本文以多层流热毛细对流实验中流场的流谱图(图2a)图象压缩为例,来验证上述算法的有效性。图中涡旋显示了在水和石蜡两种不相容液体中少量示踪粒子的分布,通过测出各示踪粒子在不同时刻的位移量,即可得到流场的流速分布图,再据此图象来判断实验结果,然后即可对多层流体热毛细空间搭载实验进行遥测遥控操作。

图2(b)为在相同量化等级下,外环、内环各压缩4倍,网络的压缩比为16:1时的重建图象,此时图象的均方差MSE为0.0027,图2(c)为外环压缩4倍,内环压缩8倍,网络的压缩比为32:1时的重建图象,图象的MSE为0.0044。

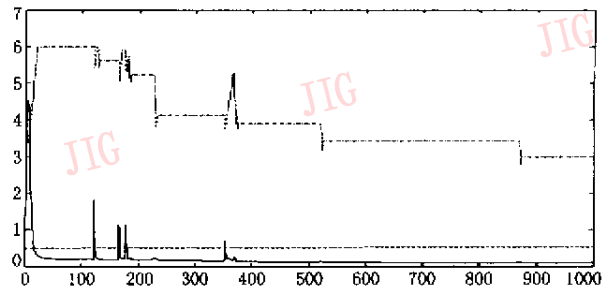
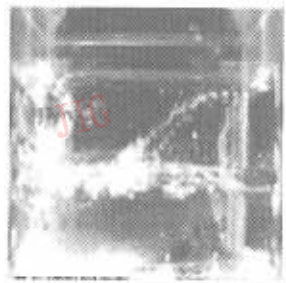


图3 网络学习均方差、学习系数和惯性系数随学习周期数的变化曲线

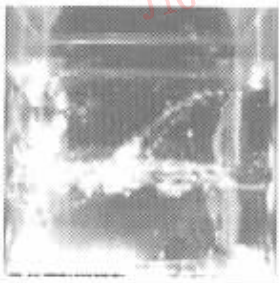
由图3可见,在学习周期数分别为120、165、176、352时,网络的学习误差出现陡增,这是因为两个学习周期的均方差之差小于0.0001,需给连接权和阈值附加随机数所致。在附加随机数之前,网络的学习均方差分别为0.1946、0.1873、0.2013、0.1439。从图3还可以看出,在第3次给连接权和阈值加随机数后,网络的学习误差明显减小,在学习周期数为第1000次时,网络的学习均方差为0.1010。

如只采用固定学习系数 $\rho = 4$ 来训练网络,在学习周期数为第1 000次时,网络的学习均方误差为0.184 7,且已出现连续两个学习周期的均方差之差小于0.000 1.由此可以看出,算法经过特殊处理后,网络的收敛速度明显加快,且走出了网络学习误差的局部极小点,也走出了网络误差收敛出现刚性处.

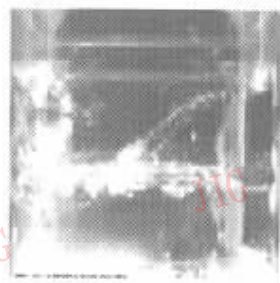
为验证基于有限学习模式训练的网络对任一幅



(a) 原始图象



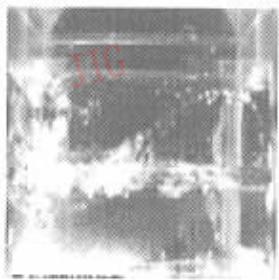
(b) 压缩比为 16:1 的重建图象



(c) 压缩比为 32:1 的重建图象

图4 非网络学习模式及重建图象

将 BP 神经网络方法与目前最常用的正交余弦变换 DCT 方法的压缩效果进行比较.图5为图 α (a) 利用 DCT 变换方法重建的图象,据对比结果可以看出, BP 神经网络方法的压缩效果与 DCT 方法基本相当.另外,将训练好的网络用于图象压缩时,图象的压缩时间小于 DCT 方法,且训练好的网络鲁棒性较高.



(a) 压缩比为 16:1 的重建图象



(b) 压缩比为 32:1 的重建图象

图5 用 DCT 变换方法重建的图象

3 结 论

文中给出的学习系数、惯性系数自调节方法可明显加速网络的收敛速度,而且给连接权和阈值加随机数的方法,还可使网络有效地走出学习误差的局部极小点,同时也走出了误差收敛出现刚性处.

BP 神经网络用于空间流体实验图象数据压缩不仅取得了较高的压缩比和好的重建图象质量,而且训练好的网络对任一幅流体实验图象的适应性均较强,这说明将神经网络用于空间科学

流体实验图象的适应性,做了如下实验,图4(a)为任取的一幅非学习模式的原始图象,图4(b)为图象数据压缩比为 16:1 时的重建图象,其 MSE 为 0.003,图4(c)为压缩比为 32:1 时的重建图象,其 MSE 为 0.004 6.由此可以看出,训练好的网络具有较高的鲁棒性.

实验图象数据的压缩是可行的.

实验证明, BP 神经网络方法的压缩效果与 DCT 方法基本相当,另外,将训练好的网络用于图象压缩时,其压缩时间还小于 DCT 方法,且训练好的网络鲁棒性较高.

本文给出的网络训练方法对一般 BP 网络训练具有普遍意义.

参 考 文 献

- 1 吴乐南.数据压缩的原理与应用.北京:电子工业出版社,1995.
- 2 何振亚.神经网络.长沙:湖南科学技术出版社,1997.
- 3 Werbos P J. Backpropagation through time: What it does and how to do it. Proc. IEEE, 1990, 78(10):1550-1560.
- 4 Haykin S. Neural Networks: A comprehensive foundation. New York: Macmillian College Publishing Company, 1994.
- 5 王伟.神经网络原理.北京:北京航空航天大学出版社,1995.

郑建华 1966年生,副研究员,1996年获哈尔滨工业大学工学博士学位.主要研究方向为神经网络理论与应用、鲁棒控制理论研究与应用、空间飞行器动力学、控制与仿真.已发表论文14篇,专著1本.