维普资讯 http://www.cqvip.com

基于RBF神经网络的交叉检验图像降噪方法*)

李宏寨　郭　平
(北京师范大学信息学院计算机系　北京100875)

摘　要　径向基神经网络(RBFNN)有很好的函数逼近能力，本文把图像看成函数，用RBFNN来表示图像，并在学习过程中进行逼近，采用交叉检验的方法来确定网络模型并控制学习过程，使得网络既能较好地逼近图像，又对噪声进行抑制，从而达到图像降噪的目的。实验证明这是一个可行的盲目图像降噪方法，有广泛的适用性。本文还给出了实验中改进交叉检验方法的技术，给出了与wiener滤波器降噪的实验效果对比图。

关键词　图像复原，图像降噪，径向基神经网络，交叉检验

Image Denoising Using Cross-Validation Method with RBF Network Representation

LI Hong-Zhai　GUO Ping
(Department of Computer Science, Beijing Normal University, Beijing 100875)

Abstract　This paper presents an image denoising method based on RBF neural network (RBFNN), shows the method's advantages and disadvantages and gives a comparison between this method and other classical image denoising methods. RBFNN is good dat function approximation, especially approximating to smooth functions. Experiments show that RBFNN can well approach the image while repressing the noise.

Keywords　Image denoising, RBF neural network, Image restoration, Cross-validation

1　背景

图像降噪是为了提高图像的信噪比(SNR)，降低噪声对图像的影响。由于信号的主要成分分布在低频区域，而噪声信号的主要成分分布在高频区域，滤除信号的高频成分可以滤除噪声，传统的滤除噪声原理就是将图像信号通过一个低通滤波器，滤除图像高频成分。但是对图像而言，图像的细节信号(表现为物体的棱边)也是高频信号，同时人眼对高频成分更加敏感，因此传统方法的不足之处就是降噪后图像存在被模糊的现象。如何兼顾降低图像噪声和保留图像细节两个方面是图像降噪中的难题。

本文提出了基于径向基神经网络(RBFNN)的交叉检验方法进行图像降噪。下一节将简要回顾RBFNN的主要性质和交叉检验的方法原理，然后第3节说明模拟实验的结果，最后给出结论。

2　交叉检验方法进行图像降噪

2.1　图像噪声模型

自然世界中的噪声可以分成加性噪声和乘性噪声，不过最普遍的还是高斯白噪声，一般地，图像噪声的数学模型为：

$$G=H+N \tag{1}$$

其中H，G表示原始图像和被噪声污染的图像，N为加性噪声，为简化问题，这里设其期望为0的高斯噪声。本文中的实验就是已知带噪图像G，用基于RBFNN的交叉检验方法抑制噪声N，尽量恢复原始图像H。

2.2　用RBFNN表示图像

径向基神经网络是一种结构简单，训练速度快的神经网络模型，其突出特点是隐含神经元的输出函数被定义为具有径向对称的基函数，因而被称为径向基神经网络。Park和Sandberg[3,4]已经证明，只有一个隐层的RBFNN可以精确逼近任何非线形函数。假定RBFNN各层节点数(神经元个数)分别为d，N，k，隐层激活函数取某种局域作用径向基函数，输出层激活函数为线性函数，即输出节点对隐层节点的输出进行线性加权，从而实现输入空间到输出空间的映射，使整个网络达到分类或函数逼近的目的。

根据图像的噪声模型，神经网络的网络输出表示为：

$$g(x)=\sum_{i=1}^{N} w_i\phi_i(\|x-\mu_i\|)+w_0 \tag{2}$$

上式中映射函数$g(x)$即为RBF神经网络，x是d维输入矢量。$W=[w_1, w_2, \cdots, w_N]^T$表示RBF网络中输出层和隐层之间连接权重系数，$w_0$表示偏置神经元，径向基函数可采用一般高斯型，

$$\phi_i(\|x-\mu_i\|)=\exp[-1/2(x-\mu_i)^T\sum_i^{-1}(x-\mu_i)] \tag{3}$$

上标T表示转置，每个基函数的中心值μ_i及协方差矩阵Σ_i可与其它基函数不同。

一般来说，RBFNN分成构建和学习两个部分。要构建RBFNN，首先确定神经网络的输入集和目标集(即训练集)，根据输入矢量的特点，确定隐层神经元的个数和径向基函数的中心，并估计径向基函数的宽度，通常采用聚类方法获得中心和宽度。最后，用生成伪随机数的方法给出权重初值。RBFNN的学习过程是一个迭代的过程，用一些算法(如梯度下降法)确定迭代方向，逐步调节输出层和隐层的连接权值，径向基函数的中心和宽度。最后，根据误差阈值的方法或者固定迭代步数的方法停止学习[1,2]。

2.3　用RBFNN图像降噪的原理

图像的降噪就是利用已有的含噪图像，采用某种方法减少噪声对图像的影响，尽量复原(增强)图像。根据RBFNN的特点，它能应用于图像降噪。

*)国家自然科学基金(60275002)资助课题。

维普资讯 http://www.cqvip.com

RBFNN 的学习过程由训练误差(网络输出与目标之间的差值)驱动。当网络被构建时,训练误差很大,因为网络权重尚未包含训练集(被污染图像)信息。随着网络的学习过程,训练误差逐步变小。在某一时间网络会逼近原始图像,表现为,图像中由噪声带来的随机扰动被网络抑制。最后,如果不停止学习,在理想状态下,网络将精确逼近带噪声的图像,训练误差会趋于零。

RBFNN 进行图像降噪的关键问题是确定网络的结构和确定网络停止学习的时间。

2.4 交叉检验

在神经网络中,交叉检验的方法是交换网络的训练集和检验集,以解决可用训练集太小的问题。在这里交叉检验既可以用来确定网络模型,又被用来检测应该停止训练的时间。

带噪声的图像可以分出两个子集,其中一个作为训练集 T,另一个可以作为检验集 V。用 T 对网络进行训练,得到网络输出 G_T,在用检验集 T 进行检验得到网络输出 G_V,定义训练误差 $Et=G-G_T$,检验误差 $Ev=G-G_V$。

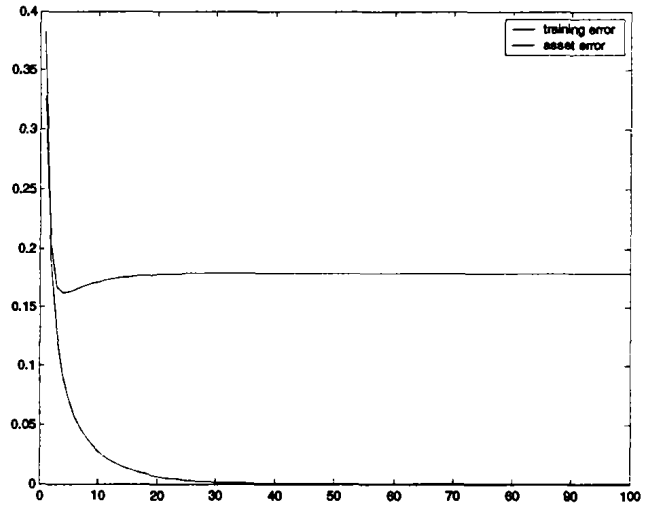


图1 训练误差与检验误差示意图

如2.3节所述,在迭代过程中训练误差在不断减小,但是检验误差在开始的时候是不断减小的,在网络最逼近原始图像的时候,达到最小值,之后,由于网络开始拟合噪声,检验误差反而变大,如图1所示,图中蓝色线表示训练误差,红色线表示检验误差。因此找到检验误差的最小点,就可以找到网络逼近原始图像最好的时刻,也就是停止网络训练的时刻。

网络的宽度表示以这个点为中心的高斯函数的宽度,故通常取值在1～1.9之间。

3 图像降噪实验

3.1 交叉检验算法

如本文2.1节所述,本文涉及的方法是一个盲目图像恢复算法,在实验中仅仅假设噪声是零均值的,而没有其它的信息,故该方法具有较好的适用性。对于给定的带噪的图像 G,

1.将它均匀交错分成四个部分,即 $G=G_1+G_2+G_3+G_4$,其中 G_1 为其水平方向的第1、3、5、…个点,竖直方向也是1、3、5、…个点。G_1、G_2、G_3 也按相类似的方式组成。

2.令 G_1 为训练集,G_2、G_3、G_4 作为检验集,由此可以训练得到一个网络,根据2.4节所示原理,根据训练误差 Et 和检验误差 Ev 的关系确定最优的停止点。

3.根据停止点,保存在停止点处的网络输出(即降噪图像)R_1。

4.分别以 G_2、G_3、G_4 为训练集,根据步骤2、3分别训练,最后可以得到四个部分的降噪图像 R_1,R_2,R_3,R_4。最后将这四个部分组合起来成整幅图像 R,即 $R=\lambda_1R_1+\lambda_2R_2+\lambda_3R_3+\lambda_4R_4$。其中 λ_i,$i=1,2,3,4$,是图像的校准参数(见3.3节)。

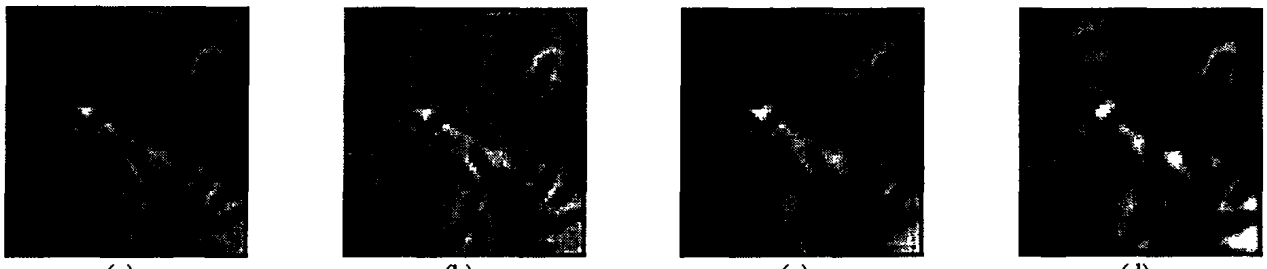
3.2 交叉检验实验结果

对交叉检验降噪的实验结果如图2所示。原始图像(a)大小为64×64像素,信噪比为31.511,图像经过高斯模糊(b),信噪比为17.161,最后是经过交叉检验方法恢复的图像(d),信噪比为24.5892,作为对比,给出了 wiener 滤波降噪效果图(c)。由图中所示,交叉检验所得图像较 wiener 滤波图像有更多的图像细节,图像的视觉效果要更好一点。

图3是针对 Poisson 噪声进行降噪的结果。

3.3 实验的提高

实验中,网络的结构参数需要反复调整,以适合不同噪声的特点,以及适应最后降噪图像的需要。其中,基函数的宽度越大,复原图像越平滑,网络收敛越慢。学习步长越大,学习速度越快,降噪图像比较粗糙。由实验经验上看,基函数宽度取在1附近(如果太大的话整幅图像会变成高斯状,无法收敛),而学习步长应尽量地小,通常在0.001以下。



(a) (b) (c) (d)

(a) 原始图像 SNR=31.511 (b) 高斯模糊图像 SNR=17.161

(c) wiener 滤波器降噪结果 SNR=33.3111 (d) 交叉检验降噪结果 SNR=24.5892

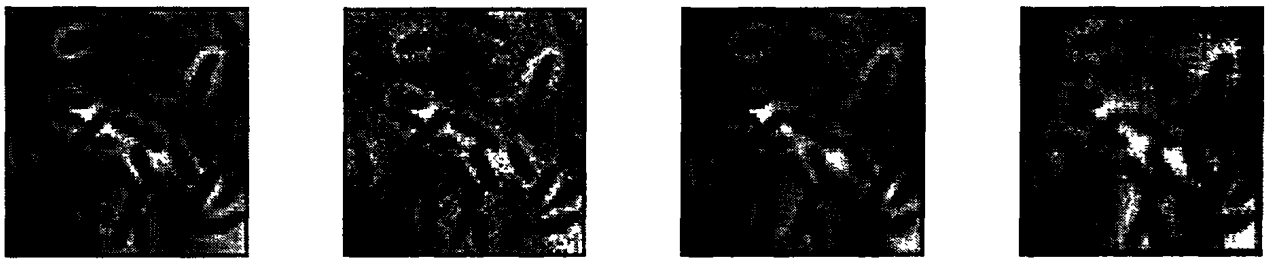
图2 交叉检验方法复原高斯噪声图像示意图

训练的停止点与带噪图像的信噪比有关,对于信噪比在20以下的图像,往往提前停止,以造成网络"欠训练"(insufficient training)的效应,避免网络过度拟合噪声,以达到视觉上比较好的效果。

最后降噪的图像由四个分辨率较低的图像合成,它们直接组合得到的降噪图像往往出现栅格效应。这是因为四个图像由不同的网络训练得到,不同的网络可能从不同的方向逼近带噪图像,使得它们整体上相互相差较大。合成时的配准技术能进一步改善降噪的效果。一个实用的配准是对四个图像分别进行期望校正,使得其期望等于原始带噪声图像的期望,

维普资讯 http://www.cqvip.com

这个推理在噪声均值为0的时候非常合理。



(a) (b) (c) (d)

(a) 原始图像 SNR=31.511 (b) 泊松噪声模糊图像 SNR=13.032
(c) wiener 滤波器降噪结果 SNR=22.65 (d) 交叉检验降噪结果 SNR=14.7312

图3 交叉检验方法复原泊松噪声图像示意图

实验中的另一个尝试是在得到训练停止点以后，立即对整个图像进行训练，实验证明，此时的网络与交叉检验时的网络有相近的性质。其学习步长为交叉检验训练中步长的十分之一，停止点比交叉检验方法中的停止点稍大(较多的训练步数)，这个时候能获得比较满意的效果，这种方法中不用进行图像的配准。

实际算法还可以利用 FFT 技术进一步优化。本文中径向基函数矩阵是一个 Toeplitz 矩阵，如果利用 Toeplitz 矩阵的快速算法，则可以进一步提高网络的训练速度，同时由于快速算法中只需要存储其基函数矩阵的第一列，因此还可以很大地减小算法对存储空间的需求。有关 Toeplitz 矩阵的快速算法的基础知识可以参见有关数学文献，笔者在文[5]的基础上发展了一种用 FFT 实现的 Toeplitz 快速算法。

结论 本文提出了基于 RBFNN 的交叉检验的图像降噪技术，描述了 RBFNN 应用于图像处理的基本原理与方法，并较详细介绍了交叉检验的原理和算法。实验证明所采用的算法可以很好地进行盲目图像降噪，对于信噪比较高的图像，其不但能有效抑制噪声，还能按需要保存图像细节(损失降噪效果)，其降噪效果较 wiener 滤波器要好，但是对于信噪比较低的图像，该方法不易收敛到极小点而不能获得满意的效果。最后，本文还对此方法进行了简单优化，给出了部分优化原理和经验数据，相信对改进和发展交叉检验方法的进一步研究有一定的帮助。

实验表明，如果基于 RBFNN 的交叉检验图像降噪技术与其他降噪技术结合，可以更好地提高降噪效果，甚至在降噪的同时提高图像分辨率。

本文提到的这种技术基本不需要噪声的相关信息，完全利用退化图像自身的特点进行降噪，因此具有较好的适用性。本文将交叉检验方法应用到图像的表示上，这种技术解决了只有极少信号量，却要进行建模的难题，这种思想可以应用于盲目信号恢复和盲目系统辨识等其他领域，有着广阔的发展前景。

参 考 文 献

1 Bishop C M. Neural Networks for Pattern Recognition. Oxford University Press, Oxford, 1995
2 Guo P, Lyu M R. A Pseudo inverse Learning Algorithm for Feed forward Neural Networks with Stacked Generalization Application to Software Reliability Growth Data. Neuro computing, 2004, 56: 101～121
3 Park J, Sandberg I W. Universal approximation using radial-basis-function networks. Neural Computation, 1991, 3: 246～257
4 Park J, Sandberg I W. Approximation and radial basis-function networks. Neural Computation, 1993, 5: 305～316
5 邹谋炎. 反卷积和信号复原. 北京：国防工业出版社，2001

(上接第131页)

结束语 随着 Web 技术的发展，各类电子商务网站风起云涌，建立电子商务网站的关键是如何使其有效益，要有效益就必须吸引客户，提高能带来效益的客户忠诚度。电子商务网站每天都可能有成千上万的在线交易，生成大量的数据库记录和日志文件记录，如何分析和挖掘这些数据，充分了解客户的喜好和购买模式，从而设计出满足不同客户群体需要的个性化网站，是电子商务网站取得效益的关键。

作为电子商务中一个重要环节的客户关系管理(CRM)，是一种旨在改善企业与客户之间关系的新型运作机制，其研究和应用已成为全球关注的热门话题。本系统的聚类结果可作为客户关系管理的依据。我们利用本系统对某电子商务网站的服务器日志进行数据挖掘，取得了良好的效果。根据用户聚类的结果，销售商可以有目标地展示自己的产品，将对客户群体最有价值的信息推到用户眼前，对特定的客户群体提供有针对性的服务。一方面，发送销售邮件时不再是千篇一律，而是根据客户群体的需求，对不同的客户群体发送不同的销售邮件。实践表明，由于销售邮件正好满足客户个性需求，客户喜欢销售商通知他购买他真正感兴趣的东西，从而节约个人时间，获得满意的服务；另一方面，销售商可为不同的客户群体提供个性化的界面。根据客户群体的需求，对不同的客户群体定制不同的广告，实践表明，这能大大地提高广告的单击率(上站人数与单击该广告次数的比率)。另外，根据页面聚类的结果，网站管理人员可改善网站结构，更好地为客户服务。

参 考 文 献

1 汪培庄，韩立岩. 应用模糊数学[M]. 北京：北京经济学院出版社，1989
2 刘同明. 数据挖掘技术及其应用[M]. 北京：国防工业出版社，2001
3 朱明. 数据挖掘[M]. 合肥：中国科学技术大学出版社，2002
4 党齐民，李晓聪. 电子商务与信息处理技术[M]. 上海：上海人民出版社，2002
5 Han Jiawei, Kaamber M. Data mining. 高等教育出版社，2001
6 Srivaastava J, et al. Web usage mining: Discovery and application of usage patterns from web data. SIGKDD Explorations, 2000, 1 (2)
7 Fu Y, Sandhu K, Shih M - Y. Clustering of Web users bsed on access patterns[A]. In: Proc. of the 1999 KDD Workshop on Web Mining[C], San Diego, CA. Springer - Verlag, 1999
8 Mobasher B, Cooley R, Srivastave J. Automatic personalization based on Web usage mining [R]: [Technical Report TR99010]. Department of Computer Science, DePaul University, 1999