

神经网络图象复原方法的研究进展

柏森^{1),2)} 张邦礼¹⁾ 曹长修¹⁾

¹⁾(重庆大学自动化学院, 重庆 400044) ²⁾(重庆通信学院, 重庆 400035)

摘要 对退化图象的复原问题,特别是对盲图象的复原问题,由于其有广泛的应用前景,因此引起了众多学者的研究兴趣。神经网络因其固有的优点,一直备受各领域研究者的重视。其在图象复原领域的应用也越来越受到广泛的关注,而且其发展正在从对“半盲图象”的复原逐步向对“盲图象”复原过渡。为了使人们对图象复原方法有一系统的了解,以便对从事该项研究的人员有所借鉴,首先简要介绍了图象复原的背景知识,因为只有了解这些基本的概念、理论和方法,同时了解了当前图象复原的其他方法的现状后,才能很好地理解神经网络图象复原的长处和不足,才能把握图象复原的全貌;然后,对神经网络图象复原的数学模型和方法进行了简短的叙述;最后,专注于神经网络图象复原,重点地对这一领域的背景、现有算法、研究进展和现状进行了综述,并展望了今后研究发展的方向。

关键词 神经网络 图象复原 点扩展函数 正则化参数 噪声

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2002)11-1105-08

Review of Neural Network for Image Restoration

BAI Sen^{1),2)}, ZHANG Bang-li¹⁾, CAO Chang-xiu¹⁾

¹⁾(College of Automatization, Chongqing University, Chongqing 400044)

²⁾(Chongqing Communication Institute, Chongqing 400035)

Abstract The problem of restoring degraded images, and blind images especially, arouses many scholars' interest, since the prospects of their applications are wide. Neural network with many inherent merits is attached importance by researcher in all fields. Its application on images processing comes in for great attention. The development trend is transiting from semi-blind image restoration to blind images restoration. Firstly, this paper provides simply a background for reader regarding the subject of image restoration. Understanding the fundamental theory, methods and concepts, and the current state of the art in the field of image restoration is vitally important to the understanding of the image restoration using neural network. Secondly, this paper presents a short description on image restoration using neural network and its mathematical model. Finally, we give mostly an overview of neural network for image restoration; including the background, current algorithm, applications and research topics, in the effort to motivate the research works on this field in our country.

Keywords Neural networks, Image restoration, Point spread function, Regularization parameter, Noise

0 引言

在各类图象系统中,由于图象的传送和转换,如成像、复制、扫描、传输及显示等,总会造成图象的降质。而在众多的应用领域中,又需要清晰的、高质量的图象,因此,图象的复原问题具有非常重要的意义。

从降质图象中获得原始图象,并获得有关引起降质原因的处理,称为图象复原(image restoration),但图象复原的问题是图象处理中重要而又困难的问题,至今仍没有完全解决。从1943年心理学家 McCulloch 和数学家 Pitts 首次提出 MP 神经网络模型开始,到20世纪80年代中期 Rumelhart 等人 PDP (Parallel Distributed Processing) 的出版^[1],世

基金项目:重庆市科委资助项目(99-5918)

收稿日期:2001-06-18; 改回日期:2002-04-08

界范围内兴起了神经网络的研究热潮。神经网络由于其固有的自学习、自适应性、强鲁棒性和推广能力,致使其应用领域越来越多。同时由于神经网络在并行处理及大容量计算方面存在着巨大的潜能,因此被用于解决图象处理领域内的多种问题,例如用神经网络进行退化图象的复原便是其中的应用之一。由于它在很多方面表现出了比传统图象复原方法^[2,3]更加优越的性能,故 Zhou 等人于 1988 年提出了神经网络图象复原方法^[4],10 余年来,关于神经网络图象复原方法的研究也越来越多^[4~16],其用于图象复原的神经网络模型在不断地丰富,不仅算法在不断改进,而且正则化参数的选取也在由定性的固定值向自适应的方向发展。

1 经典的图象复原方法及其不足

虽然经典的图象复原方法不少,但归纳起来大致可分为滤波法,或称相关变换法(inverse filtering or transform related techniques)和代数方法(algebraic techniques)两种,在文献[2]中有较详尽的论述,为便于读者理解,在此做一简要概述。

1.1 滤波方法

滤波法大致有经典滤波法、维纳滤波法、卡尔曼滤波法等。其中,在傅立叶变换域,经典滤波法的变换函数是引起图象失真的变换函数的逆变换,其虽在没有噪声的情况下,可产生精确的复原图象,但在有噪声时,将对复原图象产生严重的影响,虽然滤波函数经过修改,有噪声的图象也能复原,但它仅适用于极高信噪比条件下的图象复原问题;维纳滤波法是通过选择变换函数,同时使用图象和噪声的统计信息来极小化均方复原误差,这虽然在一定程度上克服了滤波法的缺点,但是维纳滤波法需要较多有关图象的先验知识,如需要对退化图象进行满足广义平稳过程的假设,还需要知道非退化图象的相关函数或功率谱特性等等,而在实际应用中,要获得这些先验知识有较大的困难,为此, Ozkan 等人在研究图象序列的复原问题时,提出了一种解决空间和时间相关性的多帧维纳滤波法^[17],是近年来维纳滤波法的新发展;卡尔曼滤波是一种递归滤波方法,其虽可用于非平稳图象的复原,但是因计算量过大,而限制了其实际应用的效果。Wu 和 Kundu 又对卡尔曼滤波方法进行了改进,不仅提高了速度,并考虑了应用于非高斯噪声的情况^[18]; Citrin 和

Azimi-Sadjadi 也对卡尔曼滤波方法进行了改进,提出了块卡尔曼滤波方法^[19]; Koch 等提出了扩展卡尔曼滤波(extended Kalman filter)复原方法^[20],该方法可以较好地复原模糊类型不相似的退化图象。

除了上述的滤波方法外,还有参数估计滤波法^[21],它实质上是维纳滤波法的变种。20 世纪 90 年代初,又提出了基于递归图象滤波的自适应图象复原方法^[22]及合成滤波方法^[23],它代表了滤波方法新的发展方向。1998 年 Kundur 等人首先明确提出了递归滤波(recursive inverse filtering)算法^[24],2000 年 Chow 等人又进行了改进^[25],即在代价函数中增加了空间自适应正则化项,从而很好地抑制了噪声,并减少了振铃现象,较好实现了在低 SNR 条件下的盲图象复原。2001 年, Eng 等人结合模糊集的概念,提出了自适应的软开关中值滤波方法^[26],它能在有效地去掉脉冲噪声的同时,很好地保存图象的细节,是一种值得重视的新的图象复原方法。

1.2 代数方法

Andrews 和 Hunt 提出了一种基于线性代数的图象复原方法^[2,27,28]。这种方法可能比较适合那些相对于积分运算,则更喜欢矩阵代数,而相对于分析连续函数,又更喜欢离散数学的人的口味。它为复原滤波器的数字计算提供了一个统一的设计思路。

代数方法可分为伪逆法、奇异值分解伪逆法、维纳估计法和约束图象复原方法等。其中,伪逆法,实质上是根据图象退化的向量空间模型来找到引起图象退化的模糊矩阵,但由于模糊矩阵总是很大的,因此在计算上往往不可行;而奇异值分解伪逆法则是利用矩阵可分解成特征矩阵系列的思想,将模糊矩阵进行分解,由于简化了计算,从而有利于模糊矩阵的估计计算,但在有噪声存在时,经常会出现不稳定的现象;维纳估计法虽然考虑了噪声的情况,但它仅适合噪声是二维随机过程,且已知其期望和协方差的情况。前面的方法仅把图象看成是数字的阵列,然而一个好的复原图象应该在空间上是平滑的,其在幅度值是正的,而约束图象复原方法就是将这些因素作为约束条件,如基于维纳估计法和回归技术而提出的图象复原方法就是一种约束图象复原方法,而且通过选取不同的约束参数和回归方法可以得到不同的图象复原算法^[29~31]。

传统的图象复原算法或面临着高维方程的计算问题,或要求恢复过程满足广义平稳过程的假设,这就是,使得具有广泛应用价值的图象复原问题没有

得到圆满的解决的根本原因。

2 神经网络图象复原的方法

设有原图象 X (其大小为 $L \times L$) 和退化图象 Y , 则图象的退化模型可表示为

$$Y = HX + n \quad (1)$$

将 X, Y, n 展开成一维矢量表示为

$$X = (x_{11}, \dots, x_{1L}, x_{21}, \dots, x_{2L}, x_{L1}, \dots, x_{LL})^T$$

$$Y = (y_{11}, \dots, y_{1L}, y_{21}, \dots, y_{2L}, y_{L1}, \dots, y_{LL})^T \quad (2)$$

$$n = (n_{11}, \dots, n_{1L}, n_{21}, \dots, n_{2L}, n_{L1}, \dots, n_{LL})^T$$

其中, n 为与 X 独立的白噪声, H 为模糊退化矩阵, 又可称为点扩展函数 (PSF)。一般说来, H 可以取任意的形式。

为便于叙述, 先将神经网络图象复原的方法简述如下。

神经网络的 Hopfield 模型的状态自学习结果, 是使其能量函数趋于最小 (在没有自反馈条件下), 以达到稳定状态。其能量函数 E 的定义是^[32]

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{L^2} \sum_{j=1}^{L^2} \sum_{k=1}^M \sum_{l=1}^M T_{i,k,j,l} v_{i,k} v_{j,l} - \sum_{i=1}^{L^2} \sum_{k=1}^M I_{i,k} v_{i,k} \quad (3)$$

其中, L 表示图象的高和宽像素数, M 表示图象的最大灰度值, $v_{i,k}$ 表示 (i, k) 位置的神经元状态 (被激活为 1, 被抑制为 0), $T_{i,k,j,l}$ 表示 (i, k) 位置的神经元和 (j, l) 位置的神经元之间的连接强度, $I_{i,k}$ 表示对 (i, k) 位置神经元的偏置输入。Zhou 提出的神经网络图象复原方法是通过极小化下面的约束误差方程来求得原图象 X 的估计值 \hat{X} 。

$$E = \frac{1}{2} \|Y - H\hat{X}\|^2 + \frac{1}{2} \lambda \|D\hat{X}\|^2 \quad (4)$$

其中, \hat{X} 是对复原图象的估计, λ 是正则化常数, D 是平滑算子。因为 H 通常是低通失真矩阵, 所以 D 通常选为高通滤波器。

通过上述两个基本方程 (3) 和 (4) 的对比, 即可求出神经网络参数 (连接强度 $T_{i,k,j,l}$ 和偏置输入 $I_{i,k}$) 及其结构形式, 进而即可实现自组织自学习的高质量图象复原。文献 [6] 将基于神经网络的矩阵求逆图象复原方法与传统的奇异值分解图象复原方法进行了比较, 证明了神经网络的方法更有用、更具鲁棒性。

在求解式 (4) 时, 通常已知 H 和 D , 这样的图象

复原问题, 可称之为“半盲图象” (semi-blind image) 的复原, 若 H 和噪声 n 的类型数值均不知, 则称之为“盲图象” (blind image) 的复原。

式 (4) 中的第 2 项称为正则化项, 又可称为约束条件。由于图象中噪声越多, 正则化项将越大, 因此极小化第 2 项可减少图象中的噪声, 但这将损失复原图象的细节。在图象复原时, 对 λ 的选择将是一个重要的问题, 因为太大的 λ 值, 将使复原图象过于平滑而损失细节, 而太小的 λ 值又不能抑制噪声。另外, 由于对图象中的所有像素采用一个 λ 值, 将仅仅能得到次优解。于是对神经网络复原算法的改进将包含对 λ 选取的改进。此外, 影响图象复原质量好坏的因素还有约束条件, 它也是一个可改进的因素。

3 神经网络图象复原算法的改进

3.1 对约束条件的改进, 增强了复原图象的效果

文献 [4] 提出的复原方法中, 所用的约束条件是线性算子 (相当于线性滤波器), 考虑到非线性极大熵图象复原方法有超分辨率的效果, 文献 [13] 中引入了极大熵 (或互熵最小) 约束条件, 则式 (4) 变为如下的形式:

$$E = \frac{-\sum_{i=1}^{L^2} x_i \log x_i + \frac{c}{2} \sum_{p=1}^{L^2} \left(y_p - \sum_{i=1}^{L^2} h_{pi} x_i \right)^2}{\sigma_p^2 + \frac{c}{2} \lambda \sum_{p=1}^{L^2} \left[\sum_{i=1}^{L^2} d_{pi} x_i \right]^2} \quad (5)$$

其中, $x_i = \sum_{k=1}^M v_{i,k}$, ($i = 1, 2, \dots, L^2$), y_p 是式 (2) 中退化图象的第 p 个分量处的灰度值, h_{pi} 是退化矩阵第 p 行 i 列的值, d_{pi} 是平滑算子第 p 行 i 列的值, σ_p 是高斯噪声的方差, c 和 λ 是 Lagrange 乘子。利用式 (5) 和式 (3) 的对比, 即可求出实现这种算法的人工神经网络参数, 另外, 利用自学习算法则可求得各个神经元的状态, 并重建图象。这样做的好处是: 可利用正在发展的非线性极大熵图象复原方法的超分辨率效果。另一个意义是开创了神经网络图象复原方法对约束条件进行改进的先河, 为今后这一领域的进一步研究提供了宝贵的思路。文献 [13] 还进一步提出了化简的神经网络模型及实现算法。实验表明, 该算法优于文献 [4] 提出的算法。

3.2 对正则化参数 λ 选取的改进, 提供了图象复原的自适应性、准确性

许多图象复原方法均假定能建立固定的图象退

化模型,但在实际中这是行不通的,因为图象不同区域的统计特性不是完全相同的.为了抑制图象中的噪声,如果对图象的每个像素选择一个总的正则化参数,则图象细节将被平滑,也就是说,复原图象的质量对正则化参数很敏感,如果正则化项加权太小,则复原图象中存在噪声痕迹;如果正则化项加权太大,则复原图象将被模糊.由此可见,在图象复原中,正则化参数的选取非常重要.如今选取最佳正则化参数 λ 的方法已有很多^[33~38],如文献[10]中就是利用模糊逻辑控制的方法来自适应地选取正则化参数,进而实现了消除边缘振铃效应和抑制噪声的最佳平衡.文献[33]~文献[38]均没有使用神经网络,而仅在文献[11]中提出了基于神经模型的自适应修改复原参数的方法.文献[12]又作了更进一步的研究,即首先证明了以前的基于梯度下降的神经网络正则化参数选取复原方法仅能找到自适应方法的次优解,并且从数学上证明了在纹理较多的区域应选取较小的正则化参数 λ 的值,而在平滑区域应选取较大正则化参数 λ 的值,同时还利用神经网络训练的思想,提出了一个确定正则化参数 λ 的自适应算法.该算法对空间时不变和时变模糊降质图象均能实现满意的复原效果.文献[10]~[12]工作的贡献在于,不仅丰富了正则化参数选取的方法,并且通过神经网络的应用,使正则化参数的选取有自适应性,还使图象复原问题的理论逐步符合实际的情况,进而使复原效果更准确、精细.

3.3 对点扩展函数(PSF)假定的改进,实现了从“半盲图象”复原向“盲图象”复原过渡

以前提出的图象复原算法大都假定点扩展函数 H 是已知的,但事实上,实际应用中的降质图象参数并不是已知的,即只能在很少(或基本没有)相关点扩展函数和原始图象的先验知识的条件下,从退化图象中估计出原始图象,这种线性系统退化模型的估计问题通常称为盲图象复原(blind image restoration).文献[39]、[40]对“盲图象”复原进行了综述,而文献[41]则将盲图象的复原问题,转化为线性方程,然后用迭代方法来进行求解点扩展函数和原始图象.文献[24]的盲图象复原方法,实质上是一个自适应的滤波器系统,但这些文献都还没有用到神经网络.可喜的是,文献[13]用神经网络对退化矩阵 H 进行了估计研究,达到了比较好的估计效果,但对于脉冲噪声,却使得 H 的估计值误差增加,于是,文献[13]又提出了先进行自适应滤波,再进行

H 估计的综合图象复原算法,该算法在消除了脉冲噪声后, H 的估计误差将减少(见图1).

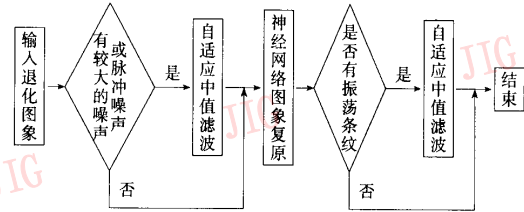


图1 综合图象复原法

文献[16]利用部分先验知识和 Hopfield 神经网络,对退化图象的点扩展函数(PSF),即退化矩阵 H 也进行了估计,并通过多次迭代来逼近原始图象;文献[15]的工作比文献[16]要更进一步,该文在未知点扩展函数 H 和原始图象 X 的任何先验知识条件下,将图象复原问题描述为^[37]:

$$\min_{X, H} \left(\frac{1}{2} \|HX - Y\|_{L^2(\Omega)}^2 + \alpha_1 \int_{\Omega} |\nabla X| dx dy + \alpha_2 \int_{\Omega} |\nabla H| dx dy \right) \quad (6)$$

其中, α_1, α_2 均是大于0的参数,调节迭代复原时, X 和 H 的规范性, Ω 为图象范围.文献[15]的基本思想是:在频域中,首先用交替迭代的方法来估计出退化模型的点扩展函数的类型及其参数,然后根据式(6),用神经网络的复原方法来对图象进行复原.实验证明,这种复原方法可以在未知点扩展函数的情况下,取得较好的复原结果.

除了上述3种改进措施以外,神经网络图象复原则是从空间不变的点扩展函数(PSF)降质图象的复原转向空间时变PSF的图象复原,如文献[7]就是将图象的空间变化模糊和神经网络权值的改变结合起来考虑,在假定空间变化事先知道的情况下,给出了一种被周期的高斯PSF降质的图象复原算法,且实验取得了好的效果.文献[12]将自适应正则化参数 λ 的选取技术与空间时变PSF模糊图象的复原结合起来,给出了图象复原的自适应算法,该算法几乎不增加时间复杂度,且其复原效果明显优于其他非自适应的算法.

从上面提到的工作可以看出,神经网络图象复原方法,虽正在从对“半盲图象”的复原转向对“盲图象”的复原,但还没有真正实现“盲图象”的复原,因为还有很多工作要做.目前仅对加性噪声和脉冲噪声的退化图象复原问题进行了较为全面的研究,

而对乘性噪声退化的图象,则还需要建立新方法,还需进行新的研究和探索;另一方面,算法时间复杂性和实现形式的改进也是一个研究的方向,文献[5]和文献[8]已开始进行这方面的探讨,在今后的研究中值得借鉴。

4 对神经网络模型的改进

自从 1988 年 Zhou 用 Hopfield 网络模型进行图象复原研究以来,经过 10 余年来的研究,用于图象复原的神经网络模型也越来越多。现归纳如下。

4.1 对 Hopfield 网络模型的改进

尽管 Zhou 的神经网络图象复原方法在一定程度上克服了传统方法的缺陷,然而,从图象复原判断准则出发构造出能量函数后,其推导出的网络权矩阵的对角元素并不等于 0,由于 Hopfield 网络能量单调递减的条件得不到满足,因此,在 Zhou 的串行算法中每一步都需要判断能量是增或减;同时由于该模型中每个像素的灰度均被表示成神经元状态(0 或 1)的简单代数,因此,网络规模大,且运行时间长。

针对这两个缺点,Paik 等率先对神经网络的模型进行了改进^[5],即提出了全并行的改进 Hopfield 模型,并使网络的规模和图象复原的时间得到了很大的改善。与该网络每个神经元对应的图象像素灰度值取在 0~255 之间,并且当网络以全并行方式运行时,只要权矩阵是对称的(对对角元素无特别要求),就能使网络总能量收敛到不动点^[42],这样就无需对能量的增减作检查了。但是,在 Paik 的并行算法中,状态变量是阶跃取值的,由于它不能保证网络能量精确地收敛到全局最小,因此将直接影响复原图象的质量。

文献[14]提出了连续变化的改进 Hopfield 模型,如图 2 所示(右边的虚线框不包含在内,若包含在内,则是 Paik 提出的神经网络模型,图 2 中的 $g(v)$ 在 Paik 的模型中起着将灰度值 x 限制在 0~255 范围内的作用,而在文献[14]中则是将 x 限制在 0~1 范围内),在用该模型对图象进行模拟逐行复原时,即网络的一个神经元对应图象一行上的一个像素,它的状态表示复原过程中对应像素的灰度值,神经元总数等于图象的列数。这些神经元的初始状态、连接权值、偏移值均可预先由模糊矩阵和退化图象计算得到,然后,通过一个并行算法使网络的能量逐步达到全局最小,即可得到满意的复原图象。

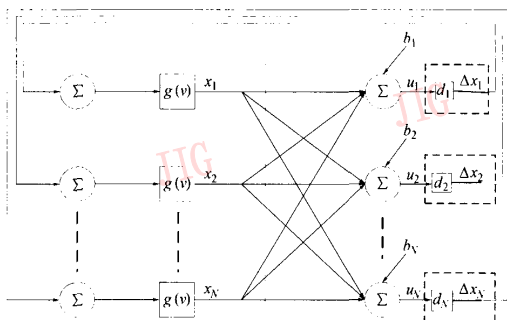


图 2 改进的连续 Hopfield 网络模型

4.2 径向基函数(RBF)网络模型的应用

由于 RBF 网络有降维特性,这为多层前馈网络的学习提供了一条新颖而简捷的途径^[43],现已广泛应用于非线性函数逼近、信号及图象处理等领域^[44~46]。由于它不仅具有良好的推广能力,而且避免了像反传算法那样繁琐、冗长的计算以及局部极小“陷阱”的困扰^[47],因而使学习速度更快。众所周知,径向基函数(RBF)网络属于一类广义的三层前馈网络,其中,含有一个隐层,但在应用 RBF 网络时,如何选取适合于具体问题的最佳 RBF,目前还没有通用的理论和方法。文献[48]给出了 RBF 的一般构造方法,其可根据具体任务灵活地选取 RBF,并可利用局部连接的 RBF 网络和变学习率的低松弛学习算法,对 $N \times N$ 图象,获得了时间复杂度为 $O(N^2)$ 的图象滤波算法。该图象复原算法的优点在于^[48]:(1)时间复杂度低,是图象像素个数 N^2 的线性数量级;(2)通过选取适当的 RBF,较好地解决了抑制噪声和不使图象细节模糊的矛盾。但文献[48]未对被 PSF 模糊的图象复原效果进行比较说明,这是值得进一步研究的问题。

4.3 细胞神经网络(CNN)模型的应用

细胞神经网络 CNN(Cellular Neural Network)是 1988 年由 Chua 等提出来的^[49],目前已被广泛应用于图象处理的各个领域^[9,50~54]。CNN 的特点是:不仅具有很强的并行能力和便于局部连接,而且易于硬件集成实现。其应用于图象复原的研究也正在兴起^[9,53,54],如文献[9]利用 CNN 的思想,提出了一个消除拷贝材料中刮痕(scratches)的算法,该算法是用刮痕邻域的像素值来填充刮痕,以达到消除刮痕复原图象的目的;又如文献[53]将图象的统计信息应用到 CNN 模板的设计中,提出了解决退化图象

最大熵复原问题的模板形式,进而得到了一种退化图象复原的细胞神经网络方法,用该方法可有效地对有噪声的二值图象和灰度图象进行复原处理.但对于像退化模型(式(1))降质的灰度图象的复原问题,仍是需要进一步研究的问题.

除了上述3种应用比较多的神经网络模型改进外,最近,Sung和Choi又将自组织神经网络(SONN)用于图象复原^[55],即用SONN学习空变特性,对空间变换模糊的图象进行了较好的复原.

5 神经网络图象复原方法的发展方向

自从神经网络图象复原首次提出十多年来,其研究在不断地深入和发展,描述它的现状已属不易,展望它的未来更是困难,况且科学研究具有不确定性.据笔者判断,如下诸方面是亟待解决的问题,或研究活动已有向这些方面集中的趋势.

5.1 小波神经网络用于图象复原将是研究的重点

自1992年Zhang提出小波神经网络以来^[56],如今已提出了各种类型的小波网络^[56~62],且小波与神经网络的结合成了一个十分活跃的研究领域^[63].通过学者们的理论分析和模拟实验表明:由于小波神经网络具有逼近能力强、可显著降低神经元的数目^[60]、网络学习收敛的速度快、参数(隐层结点数和权重)的选取有理论指导、能有效避免局部最小值问题等优点^[60,64],因此将其用于图象复原是一个值得研究的方向.文献[10]就是将小波的多分辨性质与神经网络结合起来实现了对一类特殊的医用图象的复原.

由此可见,将小波的时频域局部性、多分辨性等性质,与神经网络的大规模并行性、自学习特性等优点结合起来,不仅将使用于图象复原的小波神经网络具有自适应分辨性,也将使正则化参数的选取更具有自适应能力.最终使复原图象既能保持图象的细节,又能很好地抑制图象中的各种噪声.

5.2 细胞神经网络、BP网络、自组神经网络值得进一步研究

细胞神经网络(CNN)由于其具有易于硬件实现的特点,因而具有很强的商业价值,但由于其自身还有很不成熟的地方^[65],因此值得深入地研究.其研究方向有:①细胞神经网络理论基础的进一步完善及在此基础上建立细胞神经网络中邻域系统的概念;②与图象数据局部相关性等概念结合起来研究,

以建立新的图象复原理论,形成新的图象复原技术.

BP网络对受污染或带噪声的训练样本,不仅能进行正确的映射,且与其纯样本仍相似.正是BP网络的泛化能力强,使它在解决图象复原问题时,可能比其他神经网络具有更好的潜在性能.笔者认为,将BP网络用于图象复原是很值得进一步研究的.

大家知道,人脑的学习方式是“自主的”,即有自组织和自适应的能力的,也就是说,人脑能在复杂、非平稳和有“干扰”的环境及其变化的情况下,来调整自己的思维和观念,还能根据对外界事物的观察和学习,找到其内在的规律和本质属性,并能在一一定的环境下,估计到可能出现的情况以及预期会遇到和感觉到的各种内容及情况.自组织神经网络(SONN)正是基于人脑的这些功能而生成的,由于它具有能从输入的数据中,揭示出它们之间内在关系的能力,因此将其用于“盲图象”的复原将是非常有利的.从文献[55]已看到这方面工作的端倪,值得重视和进一步研究.

5.3 需要提出更适合图象复原的新神经网络模型

小波神经网络是为逼近任意非线性函数而提出来的^[56,66],但为了图象复原的需要,可考虑针对图象复原的特殊情况,提出新的神经网络模型.例如,因为大多数图象是由平滑区域和轮廓细节组成的,其图象数据在平滑区域虽具有较强的相关性,但与轮廓细节相邻的数据应极不相关,所以,提出一种专用于图象复原的“相关性神经网络模型”是必然的期待;再有,因为多项式具有较广的拟合性和较好的收敛性,所以文献[67]提出的“多项式神经网络”,将它们用于图象复原也是值得研究的.

5.4 神经网络与其他理论的结合研究是寻求新模型、新方法的重要途径

目前神经网络的研究正由单纯的神经计算转向计算智能,并结合脑科学的研究向生物智能方向发展.为此,神经网络图象复原的研究也应考虑吸收模糊、分形、混沌、进化计算、信息融合等交叉学科的研究成果.笔者认为,与模糊系统的结合将是一个重要的研究方向,因为,神经网络与模糊系统有如下很多的相同之处^[68]:(1)它们在处理和解决问题时,无需建立对象的精确数学模型,而只需要根据输入的采样数据去估计其要求的决策;(2)在对信息的加工处理过程中,均表现出了很强的容错能力;(3)它们都可以用硬件来实现.由此可见,将神经网络与模糊系统结合,用于图象复原将是有意义的研究工作.

6 结束语

世界是千变万化的,图象退化系统也千差万别,这给图象复原问题带来了非常大的困难.实现对盲图象的精确复原是人们追求的目标,通过上述的分析和总结,目前国际、国内对图象的复原还只能做到:在具有一定先验知识的情况下,才能对图象进行复原,即仅能对“半盲图象”进行较满意的复原,也就是说,离人们的理想目标还有很大的差距.如今新的理论、思想和方法在不断地出现,将神经网络与其他的方法结合起来研究,实现理想的图象复原将是今后进一步研究的方向.

参 考 文 献

- Rumethart D E, McClelland J L, Eds. Parallel distributed processing 1: Foundation[M]. Cambridge, MA: MIT Press, 1986:318~362.
- Andrews H C, Hunt B R. Digital image restoration [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1977.
- Katsaggelos A K. Digital image restoration [M]. Berlin, Germany: Springer Verlag, 1991.
- Zhou Y T, Chellapa R, Vaid A *et al.* Image restoration using a neural network[J]. IEEE Transactions on ASSP, 1988, 36(7): 1141~1151.
- Paik J K, Katsaggelos A K. Image restoration using a modified Hopfield network[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(1): 49~63.
- Ronald J S, Michael A F. Regularized image reconstruction using SVD and a neural network method for matrix inversion[J]. IEEE Transactions on signal processing, 1993, 41 (10): 3074~3077.
- Perry S W, Guan L. Neural-network restoration of images suffering space-variant distortion[J]. Electron. Lett., 1995, 31 (16): 1358~1359.
- Sun Y, Li J G, Yu S Y. Improvement on performance of modified Hopfield network for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(5): 688~492.
- Venetianer P L, Werblin F, Roska T *et al.* Analogic CNN algorithms for some image compression and restoration tasks[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1995, 42 (5): 278~284.
- Qian W, Clarke I P. Wavelet-Based neural network with fuzzy-logic adaptivity for nuclear image restoration[J]. Proc. of IEEE, 1996, 84(10): 1458~1473.
- Wong H S, Guan L. Adaptive regularization in image restoration using a model-based neural network [J]. Opt. Eng., 1997, 36(12): 3297~3308.
- Stuart W. Perry, Ling Guan. Weight assignment for adaptive image restoration by neural networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2000, 11(1): 156~170.
- 余英林,李怀东,马丽红. 两种图象恢复的新方法[J]. 通信学报, 1992, 13(4): 40~48.
- 王磊,戚飞虎,莫玉龙. 精确复原退化图象的连续 Hopfield 网络研究[J]. 上海交通大学学报, 1997, 31(12): 43~46.
- 屈志毅,沃焱,任志宏. 基于交替迭代和神经网络的盲目图象恢复 [J]. 计算机学报, 2000, 23(4): 410~413.
- 冯久超,黄海东. 基于神经网络的盲目图象恢复[J]. 计算机科学, 2000, 27(1): 67~68.
- Ozkam M K, Erdem A T, Sezan M I. Efficient multiframe Wiener restoration of blurred and noisy image sequences [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(4): 453~478.
- Wu W, Kundu A. Image estimation using fast modified reduced update Kalman filter [J]. IEEE Transactions on Signal Processing. 1992, 40(4): 915~926.
- Citrin S, Azimi-Sadjadi M R. A full-plane block Kalman filter for image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(4): 488~495.
- Koch S, Kaufman H, Biemond J. Restoration of spatially varying blurred images using multiple model-based extended Kalman filters [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1995, 4(4): 520~523.
- Hunt B R. The application of constrained least squares estimation to image restoration by digital computer[J]. IEEE Transactions on Computers, 1973, c-22(9): 805~812.
- Erler K, Jernigan E. Adaptive image restoration using recursive image filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1994, 42(7): 1877~1881.
- Mallikarjuna H S, Chaparro L F. Iterative composite filtering for image restoration [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1992, 14(6): 674~677.
- Kundur D, Hatzinakos D. A novel blind deconvolution scheme for image restoration using recursive filtering [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1998, 46(2): 156~161.
- Chow T W S, Li X D, Cho S Y. Improved blind image restoration scheme using recurrent filtering [J]. IEE Proc. - Vis., Image Signal Processing, 2000, 147(1): 23~28.
- Eng H L, Ma K K. Noise adaptive soft-switching median filter [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 242~251.
- Hunt B R. A matrix theory proof of the discrete convolution theorem [J]. IEEE Trans., 1971, AU-19(4): 285~288.
- Reeves S J, Mesereau R M. Automatic assessment of constraint sets in image restoration [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992, 1(1): 192, 119~122.
- GoKmen M, Li C. Edge detection using refined regularization [A]. In: Proc. 1991 IEEE Computer Society Conference of Computer Vision and Pattern Recognition [C], Maui, Hawaii, USA, June 1991.
- Gokmen M, Li C. Edge detection and surface reconstruction using refined regularization [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15(5): 492~498.
- Zervakis M E, Venetsanopoulos A N. Iterative least squares estimators in nonlinear image restoration [J]. IEEE Trans. Signal Processing, 1992, 40(4): 927~945.
- Hopfield J J, Tank D W. Neural computation of decisions in optimization problems [J]. Biol. Cybern., 1985, 52: 141~152.
- Karayiannis N B, Venetsanopoulos A N. Regularization theory in image restoration—The stabilizing functional approach [J]. IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1990, 38(7): 1155~1179.
- Thompson A M, Brown J C, Kay J W *et al.* A study of methods of choosing the smoothing parameter in image restoration by regularization [J]. IEEE Transactions on Pattern Anal. Machine Intell., 1991, 13(7): 703~714.
- Galatsanos N P, Katsaggelos A K. Methods for choosing the

- regularization parameter and estimating the noise variance in image restoration and their relation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1992,1(7):322~336.
- 36 Kang M G, Katsaggelos A K. General choice of the regularization functional in regularized image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Process, 1995,4(5):594~603.
- 37 You Y, Kaveh M. A regularization approach to joint blur identification image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1996,5(4):416~428.
- 38 Murat B, Misha E K, Eric L M. Wavelet domain image restoration with adaptive edge-preserving regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000,9(4):597~608.
- 39 Kundur D, Hatzinakos. Blind image deconvolution[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996,13(May):43~64.
- 40 Kundur D, Hatzinakos. Blind image deconvolution revisited[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1996,13(November):61~63.
- 41 Chan T F, Wong C K. Total variation blind deconvolution[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998,7(3):370~395.
- 42 Goles-Chacc E, Fogelman-Soulie F, Pellegin D. Decreasing energy function as a tool for studying threshold networks[J]. Discrete Application Mathematic, 1985,12:261~277.
- 43 Chen S, Cowan C F N, Grant P M. Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1991,2(2):302~309.
- 44 Heiss M, Kampl S. Multiplication-free radial basis function network[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1996,7(6):1461~1464.
- 45 Rosenblum M, Yacoob Y, Davis L S. Human expression recognition from motion using a radial basis function network architecture[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1996,7(5):1121~1138.
- 46 Lee S, Pan J C. Unconstrained handwritten numeral recognition based on radial basis competitive and cooperative networks with spatio-temporal feature representation[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1996,7(2):455~474.
- 47 Bianchini M, Frasconi P, Gori M. Learning without local minima in radical basis function networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1995,6(3):749~756.
- 48 李翠华,郑南宁. 构造径向基函数的一般方法及其在图象处理中的应用[J]. 数值计算与计算机应用,2000,(2):81~87.
- 49 Chua L O, Yang L. Cellular neural network: Theory[J]. IEEE Transactions on Circuits and System, 1988,35(10):1257~1272.
- 50 Chua L O, Yang L. Cellular neural network: Application[J]. IEEE Transactions on Circuits and System, 1988,35(10):1273~1290.
- 51 Sziranyi T, Zerubia J. Markov random field image segmentation using CNN[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems, 1997,44(1):86~89.
- 52 曾朝辉. CNN在图象处理中的应用[D][硕士论文]. 北京:北京大学电子系,1995.
- 53 赵建业,余道衡. 用细胞神经网络实现图象恢复的一种新方法[J]. 电子科学学刊,1999,21(2):168~174.
- 54 赵建业,王新,余道衡. 基于Gibbs图象模型的细胞神经网络模板设计法[J]. 电子学报,2000,28(1):48~52.
- 55 Sung H K, Choi H M. Nonlinear restoration of spatially varying blurred images using self-organising neural network[A]. In: Proc. International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing[C], Seattle, Wash., USA, May 12~15, 1998,2:1097.
- 56 Zhang Q H, Benveniste A. Wavelet networks[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992,3(6):889~898.
- 57 Szu H H, Kadambe S. Neural network adaptive wavelets for signal representation and classification[J]. Optical Engineering, 1992,31(9):1907~1919.
- 58 张邦礼,李银国,曹长修. 小波神经网络的构造及其算法的鲁棒性分析[J]. 重庆大学学报,1995,18(6):88~95.
- 59 李银国,张邦礼,曹长修. 小波神经网络及其结构设计方法[J]. 模式识别与人工智能,1997,10(3):197~205.
- 60 丁宇新,沈雪勤. 基于能量密度的小波神经网络[J]. 计算机学报,1997,20(9):832~838.
- 61 黄凤岗,孙文彦,王莹. 一种自适应的小波神经网络[J]. 电子学报,1998,26(8):143~145.
- 62 徐晓霞,陈涛,王晓升. 基于正交最小二乘法的小波神经网络[J]. 电子学报,1998,26(10):115~117.
- 63 陈,哲,冯天瑾. 小波分析与神经网络结合的研究进展[J]. 电子科学学刊,2000,22(3):496~504.
- 64 Delyon B, Juditsky A, Benveniste A. Accuracy analysis for wavelet approximations[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1995,6(2):332~348.
- 65 廖晓昕,王晓君,傅予力等. 论细胞神经网络的理论基础[J]. 电子科学学刊,1998,20(5):694~698.
- 66 Zhang Q H, Benveniste A. Approximation by nonlinear wavelet networks[A]. In: Proc. IEEE ICASSP[C], Toronto, Canada, 1991,5:3417~3420.
- 67 谢开贵,柏森,周家启. 多项式前向神经网络[J]. 重庆大学学报,2001,24(3):76~79.
- 68 Kosko B. Neural networks and fuzzy systems: a dynamic systems approach to machine-intelligence[M]. EngleWood Cliffs NJ, USA: Prentice-Hall Intelligence, Inc. 1992.

柏森 1963年生,重庆通信学院图

象处理教研室教授,1985、1998、2002年分别获四川大学数学系理学学士、重庆大学应用数学系理学硕士学位、重庆大学自动化学院工学博士学位. 研究领域为图象处理、神经网络、信息隐藏等. 发表论文20余篇,书2部.



张邦礼 1941年生,重庆大学自动化学院自动控制研究所副所长,教授,硕士生导师,1964年毕业于重庆大学自动控制系. 主要研究方向为自动控制、小波理论与算法、人工神经网络. 近年发表论文30余篇,完成科研项目30多项,正在进行科研项目5项.



曹长修 1937年生,重庆大学自动化学院自动控制研究所所长,教授,博士生导师,1959年毕业于上海交通大学自动控制系,1982至1984年在美国加州大学圣地亚哥分校作高级访问学者. 主要研究方向为自动控制、图象处理中的新算法、智能网、数据挖掘等. 发表论文100余篇,完成科研项目30多项,著译3部.

