

一种基于CMAC的图象恢复算法

赵保军 史彩成 沈胜宏 韩月秋

(北京理工大学电子工程系, 北京 100081)

摘要 由于影响成像和导致图象退化的因素具有模糊性和不确定性, 很难准确地建立图象退化过程的数学模型, 因而建立退化过程的逆过程图象恢复十分困难. 为了解决这一问题, 提出了一种基于CMAC的图象恢复算法, 该方法利用CMAC神经网络的非线性映射和综合能力, 通过对影响成像和导致图象退化的过程进行反向学习来恢复图象. 仿真结果表明, 用CMAC神经网络能很好地恢复出已退化的图象, 并且神经网络模型与学习方法十分简单, 便于实时图象恢复.

关键词 图象恢复 Cerebellum Model Articulation Controller

中图分类号: TN911.73 TP183 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2001)08-0780-04

The Image Restoration Based on CMAC

ZHAO Bao-jun, SHI Cai-cheng, SHEN Sheng-hong, HAN Yue-qiu

(RRL, Department of Electronic and Engineer, Beijing Institute of Technology, 100081)

Abstract The classical image restoration filters are deconvolution inverse filtering, Wiener deconvolution, SVD pseudoinverse filter, Kalman filter and maximum entropy restoration etc^[1]. Because the universality morbidity of image restoration process, the deconvolution is only suitable for high SNR (Signal to Noise Ratio). Wiener deconvolution needs the knowledge of general stationary process and the correlation function and power spectrum, which makes it difficult to be used in practice. SVD pseudoinverse filter, and Kalman filter is very complex and has large computing work, which restricts its use in practice. The other methods based on if them model, Gauss and Gauss-Markov stochastic process have also been restricted in real image processing because of their complex. Because factors affecting imaging and making image degeneration are fuzzy and uncertain, it is very difficult to build accurate mathematical model of image degeneration and, which therefore make it impossible to restore the image. Due to its capability of nonlinear mapping and synthesis, CMAC can effectively achieve image restoration by learning reverse process of image degeneration, which resolves the shortcomings of traditional methods. The simulator results showed that CMAC neural networks are able to restore the degeneration image effectively. The learning algorithm of the network is simply. The present method is convenient for real-time restoring image.

Keywords Image restoration, Cerebellum Model Articulation Controller (CMAC)

0 引言

传统的图象恢复方法有逆滤波法、Wiener滤波法、奇异值分解(SVD)伪逆法、Kalman滤波法、最大熵恢复法等^[1]. 但这些方法均存在一定缺陷, 由于图象恢复问题的普遍病态性, 从而使得逆滤波法只

有在极高的信噪比下运用, 才能获得较好的恢复效果; Wiener滤波法由于需要作出满足广义平稳过程假设和需要知道有关非退化图象的相关函数及功率谱特性, 因此在实际应用中有很多困难; SVD伪逆法和Kalman滤波法的计算量巨大, 也限制了它们在实际中的应用; 其他一些基于非因果模型、Gauss和Gauss-Markov随机模型等图象恢复方法也因复

基金项目: 国防科技基金项目(99JS93.4.2)

收稿日期: 2000-03-18; 改回日期: 2000-11-20

杂性限制了其在实际中的应用。

1988 年,美国南加州大学 Zhou 等人首次将 Hopfield 神经网络方法用于二值图象的恢复,并建立了一种新的图象恢复方法^[2,3]。这种方法既解决了正约束问题,也无需对图象作出广义平稳过程假设,因而在一定程度上克服了传统图象恢复方法的主要缺陷,但这种神经网络采用的神经元数巨大,每个神经元之间均有连接,以 768×576 的中分辨率考虑,所需神经元为 19 000G 个,故硬件难以实现。

虽然利用 BP 神经网络强的非线性映射能力,对退化的连续图象进行恢复能取得很好的效果,但是 BP 神经网络结构的确定与权值的学习十分困难。如果图象复杂或图象退化严重,则 BP 神经网络结构变大,从而使硬件难以实现^[2~4]。

虽然 CMAC^[5]网络的单个神经元输入与输出之间是线性映射关系,但整个网络却具有非线性映射关系。CMAC 对输入具有一定的综合能力,即通过对样本的学习,相似的样本在输出端也相似。另外,由于 CMAC 的学习算法采用简单的 δ 算法,因此比 BP 算法的收敛速度快,只要有足够的内存单元来储存 CMAC 的学习权值,它就可以逼近任意的非线性关系。

1 CMAC 图象恢复方法

设图象大小为 $M \times N$,灰度级为 L ;理想图象为 $f(i, j)$,其退化图象为 $g(i, j)$ ($i=1, 2, \dots, M; j=1, 2, \dots, N$), H 为退化过程总的传递函数,其中包含噪声干扰,则图象的退化模型可表示为:

$$G = HF \tag{1}$$

$$F = [f(1,1), f(1,2), \dots, f(M,N)]^T \tag{2}$$

$$G = [g(1,1), g(1,2), \dots, g(M,N)]^T \tag{3}$$

$$H = \begin{bmatrix} h_{11} & h_{12} & \dots & h_{1N} \\ h_{21} & h_{22} & \dots & h_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ h_{M1} & h_{M2} & \dots & h_{MN} \end{bmatrix} \tag{4}$$

$$F = H^{-1}G \tag{5}$$

由于图象的退化过程和噪声干扰十分复杂,因此求解 H^{-1} 精确的数学模型很困难。而 CMAC 由于有强的非线性映射能力,即它能够以足够多的含有噪声的实际退化图象为输入,以相应的原始图象为教师进行学习,就可以拟合出 H^{-1} ,因此可很好地实现图象的恢复;同时 CMAC 具有自适应的能力,通

过对退化与干扰相近的图象进行学习,就可以很好地恢复退化程度相近的图象。

为了减小神经网络结构和便于硬件实现,CMAC 进行图象恢复的方法是将一幅图象分解成若干个 $J \times J$ 区域,这样 CMAC 输入和输出的神经元数都为 $J \times J$ 。这种方法比将整幅图象作为 CMAC 神经元的输入和输出需要更少的神经元。CMAC 图象恢复方法的结构如图 1 所示。

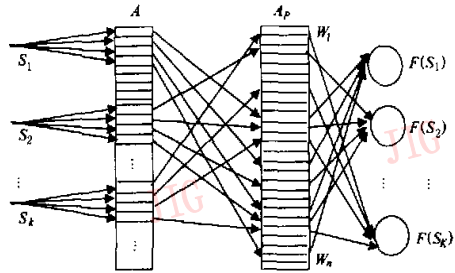


图 1 图象恢复的压缩 CMAC 结构

图 1 中, S_1, S_2, \dots, S_k 为 CMAC 的输入; $F(S_1), F(S_2), \dots, F(S_k)$ 为 CMAC 的输出

$$F(S_k) = \sum_i W_i \quad i \in C \tag{6}$$

式中, W_1, W_2, \dots, W_n 为 CMAC 压缩后的权。

区域 $J \times J$ 的选择与整幅图象复杂程度、退化严重程度和硬件实现的可能性有关。A 是 CMAC 的虚拟地址, A_p 是 A 通过散射技术得到的一个伪随机的压缩地址。在 CMAC 中,输入信号通过量化感知器得出不同分辨率的量化值,且对任意输入信号有 C 个感知器同时被激活。如对 n 维输入信号来说,每一维输入信号都包含 C 个单元,按一定顺序将 n 维输入信号进行组合,得到 A。当感知器的分辨率高、输入维数多时, A 将占据巨大的存贮空间。采用杂散技术,将 A 的空间进行压缩,用较小的空间存放数据。实现这一压缩的最简单的方法是将 A 地址除以一个大的质数,将得到的余数作为伪随机码,表示 A_p 中的地址。由于 C 越大,CMAC 的综合能力越强, A_p 的空间越大,则映照能力越强。因此图象越复杂、图象退化越严重,所需 A_p 存贮空间也越大。如果图象序列的相关性强,则 C 可选择大一些。 A_p 的存贮空间和 C 可依照下式选择

$$q^m \leq (V - 1)^C \tag{7}$$

式中, q 为输入 m 维矢量中每一维的量化级, V 为 A_p 存贮空间与 C 的比值。

CMAC 采用 δ 算法进行学习,具有收敛速度

快、精度高等优点,其公式为

$$\Delta w = \frac{\beta}{c} [F_0 - F(S_i)] \quad (8)$$

式中, β 为步长; F_0 为教师; $F(S_i)$ 为网络的实际输出矢量。当 CMAC 对图象序列学习完毕后, 由于其具有综合能力, 因此图象序列退化程度相近时, CMAC 也能较好地恢复出原始图象。

2 仿真验证

Hopfield 神经网络只适应二值图象的恢复, BP 神经网络即使结构很大, 也难以恢复出质量较好的图象。本文用 CMAC 对图 2 所示的具有严重退化的



图 2 退化的 Lena 图象



图 3 由 CMAC 恢复出的 Lena 图象



图 4 原始 Lena 图象

3 结论

本文所给出的 CMAC 人工神经网络, 虽然从每个神经元看, 是一种线性关系, 但从总体上看, CMAC 模型则具有强的非线性映照关系。用 CMAC 进行图象的恢复, 不需要了解图象退化过程的精确数学模型, 只需要将退化图象作为 CMAC 的输入, 将标准图象作为教师, 用 δ 算法进行神经网络训练。实验结果证明, 此方法收敛速度快, 可快速获得图象退化的模型。与 BP 神经网络比较, CMAC 的结构简单、不会陷入局部极小点。同时 CMAC 有较强的综合能力, 对退化程度相近的图象可进行较好的恢复。由于 CMAC 没有乘法运算, 因此运行速度快, 易满足图象实时处理的要求。

参考文献

- 1 Andrews H C, Hunt B R. Digital image restoration. Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, NJ, 1977.

Lena 图进行图象恢复实验。根据图象的复杂程度, 图象分割区域为 2×2 , 则 CMAC 的输入和输出为 4; 由于图象的灰度级是 256, 因此 CMAC 感知器的量化级也为 256; 每维输入信号同时激活的感知器数 C 为 18; A_p 的存储空间和 C 根据式 (8) 选择, 选取 A_p 存储空间为 1.9M。

CMAC 的学习采用 δ 算法, 取步长 β 为 0.5, 经过 150 次学习, CMAC 即可达到很好的图象恢复精度。图 3 为经过的 CMAC 恢复出的 Lena 图象。图 4 为 Lena 的原始图象。退化图象与原始图象的方差为 11 462.5, CMAC 恢复图象与原始图象的方差为 401.6。由此可见, 本文方法取得了较好的恢复效果。

- 2 Chou Y T, Rama C, Aseemi V et al. Image restoration using a neural network. IEEE Trans. ASSP, 1988, 36:1141~1151.
- 3 Zhao Baojun, Han Yueqiu, Mao Erke. Adaptive fuzzy neural control of dynamic system. Journal Beijing Institute of Technology. 1999, 8(2):196~200.
- 4 Sun Shenghe, Zhao Baojun. An improved fuzzy neural controller. Chinese Journal of Electronics. 1997, 6(2):97~101.
- 5 张立明. 人工神经网络的模型及其应用. 上海: 复旦大学出版社, 1993.



赵保军 副教授, 1996 年获哈尔滨工业大学博士学位, 1998 年在北京理工大学通信与信号处理博士后流动站, 出站后在该校工作。主要研究方向为图象处理、信号处理、神经网络与模糊控制、DSP 与 ASIC 设计。



史影成 1965 年生, 98 级博士生。主要研究方向为图象处理、DSP 与 ASIC 设计。



沈胜宏 2000 年获博士学位. 主要研究方向为图象处理、DSP 与 ASIC 设计.



韩月秋 教授, 博士生导师. 主要研究方向为信号处理、DSP 应用、ASIC 设计和图象处理.

《中国图象图形学报》文后参考文献编排格式

1. 专著、论文集、学位论文、报告

[序号]主要责任者. 文献题名[文献类型标识]. 出版地: 出版者, 出版年. 起止页码.

- 1 刘国钧, 陈绍业, 王凤. 图书馆目录[M]. 北京: 高等教育出版社, 1957: 15~18.
- 2 张筑生. 微分半动力系统的不变集[D]. 北京: 北京大学数学系数学研究所, 1983.

2. 期刊文章

[序号]主要责任者. 文献题名[J]. 刊名, 年, 卷(期): 起止页码.

- 1 金显贺, 王昌长, 王忠东, 等. 一种用于在线检测局部放电的数字滤波技术[J]. 清华大学学报(自然科学版), 1993, 33(4): 62~67.

3. 论文集中的析出文章

[序号]析出文献主要责任者. 析出文献题名[A]. 原文献主要责任者(任选). 原文献题名[C]. 出版地: 出版者, 出版年. 析出文献起止页码.

- 1 钟文发. 非线性规划在可燃毒物配置中的应用[A]. 赵玮. 运筹学的理论与应用——中国运筹学会第五届大会论文集[C]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1996: 468~471.

参考文献类型及标识

参考文献类型	专著	论文集	报纸文章	期刊文章	学位论文	报告	标准	专利
文献类型标识	M	C	N	J	D	R	S	P

电子文献类型参考文献标识

电子参考文献类型	数据库	计算机程序	电子公告
电子文献类型标识	DB	CP	EB

载体类型标识

载体类型	联机网络	磁带	光盘	磁盘
载体标识	OL	MT	CD	DK