

线性联想存储器在自动控制中的应用*

朱若谷 林 敏

(中国计量学院测控工程系·杭州, 310034)

摘要: 简介线性联想存储器的工作原理和实现方法, 它们已应用于光通讯、谱分析、衍射光学、射电天文学、电子显微术等与信息处理、图像恢复或图像识别相关的近代光电子技术领域。然而本文探讨该方法在自动控制建模中的应用是一种新的尝试, 尤其对复杂对象的研究。我们把它与神经网络法比较, 发现在非线性对象的线性化过程中, 它具有花时更省、精度更高和鲁棒性的特点。也讨论计算机模拟实验, 结果由图表示。

关键词: 线性联想存储器; 自动控制建模; 非线性对象线性化

文献标识码: A

Linear Associative Memory and Its Application to Autocontrol

ZHU Ruogu and LIN Min

(Department of Measurement Engineering, China Institute of Metrology, Hangzhou, 310034, P. R. China)

Abstract: We simply introduce the principle of linear associative memory (LAM) and the method to realize it. Some types of LAM have been applied to contemporary photonic technology fields such as optical communication, spectroscopy, diffraction optics, radio astronomy, and electronic microscopy etc., which are either related to information processing or image restoration or recognition.

However it is a search how LAM be applied to modeling especially for complex plant in automatic control. It is discovered that LAM would take less time, but be higher precision and robust for the linearization of complex nonlinear plants than the neural network (NN) method as we compared it with NN. The experiment of computer emulation is also proposed and the results are shown in figure.

Key words: linear associative memory; modeling in automatic control; linearization of nonlinear plant

1 引言(Introduction)

近代图像识别系统中已应用知识库处理器, 而光学处理器构成的联想存储器特别适合于此类系统。例如: David Casasent 等人提出的知识库^[1]模型光处理器实现目标识别正确率为 86.1%。尽管 90 年代已提出鲁棒(Robust)性消模糊方法^[2], 但作为基础技术及其光学执行特点, 联想存储器具有很强的发展潜力。相信随着集成光学技术的发展, 预期它结合多媒体技术可以应用于光学计算机、信息技术、自动测试、智能化控制与加工等近代高新技术领域中。

2 线性联想存储器的工作原理^[3,4] (Principle of LAM)

图像识别或获取目标信号的矩阵方程为

$$g = Hf \text{ 或 } f = H^{-1}g. \quad (1)$$

式中 H 是由积分规则得到的 $N \times N$ 退化矩阵算子, 实际运算中遇到逆阵 H^{-1} 计算, 但对实际问题, 由于

H 是奇异矩阵, 从而 H^{-1} 不存在。即使近似给出 H^{-1} , 由它导出的目标函数 f 仍会偏离真实解。

式中 g 为第一类 Fredholm 积分方程本征函数(扁长球面波函数)对应的本征值 λ_n 应满足 $1 > \lambda_1 > \dots > \lambda_n > \dots > 0$, 当 $n >$ 空间带宽积(SBP)时, 本征值 λ_n 快速趋于零。这时可采用线性联想存储器技术(LAM), 它的关键内容是采用一组事先存储在库中的联想矩阵 M , 通过调用实现^[4]

$$\hat{f} = Mg. \quad (2)$$

其中 $\hat{f}$ 为数据向量, g 为解答向量, 由训练过程找到合适的联想矩阵 M 使原始 f 与 $\hat{f}$ 在允许误差范围内符合并称此调用过程为自动联想过程。

当虑及受噪声影响时, 式(1)改写为

$$g = Hf + n. \quad (3)$$

式中 n 为非相关迭加性噪声矢量, 它的均值为零, 各个元的变差相同。从而由最小二乘法估计出 $\hat{f}$ 的范

* 基金项目: 国家自然科学基金(59773043)资助项目。

收稿日期: 1999-07-23; 收修稿日期: 2000-01-25。

数为

$$\hat{f} = H^+ g. \quad (4)$$

式中: H^+ 是 Moore-Penrose 广义(赝)逆^[5], 它可由奇异值分解得到^[6]. 进一步把估计的数据矢 $\{\hat{f}_k\}$ 和与它关联的线性退化矢 $\{g_k\}$, $k = 1, 2, \dots, N$ 作为列向量从而分别构成解答矩阵 X 和数据矩阵 Y , 即

$$\begin{aligned} X &= [g_1, g_2, \dots, g_N], \\ Y &= [\hat{f}_1, \hat{f}_2, \dots, \hat{f}_N]. \end{aligned} \quad (5)$$

由于 $Y = H^+ X$ 和 $Y = MX$, 所以

$$M = YX^+. \quad (6)$$

式中已应用 $XX^+ = 1$, 即赝逆的定义. 有多种方法求解赝逆阵 $X^{[5-7]}$. 但这时同样存在 X 为病态矩阵缺陷. 因此需要增加修正或约束条件. 实际采用递归梯度投影算法^[4,7]

$$X_r^+ = \frac{X_{r-1}^+(I - g_r g_r^T)}{C_r^T}. \quad (7)$$

式中 I 是 $N \times N$ 恒等矩阵, T 表示转置, 而

$$C_r = \begin{cases} \frac{(I - X_{r-1} X_{r-1}^+) g_r}{\|(I - X_{r-1} X_{r-1}^+) g_r\|}, & \text{对应分子} \neq 0, \\ \frac{(X_{r-1}^+)^T X_{r-1}^+ g_r}{1 + \|X_{r-1}^+ g_r\|^2}, & \text{其它.} \end{cases} \quad (8)$$

式中 $\|\cdot\|$ 表示二次型矢量范数, 由式(7)、(8)给出

$$M_r = \begin{cases} M_{r-1} + (f_r - M_{r-1} g_r) \frac{\bar{g}_r^T}{\|\bar{g}_r\|^2}, & \text{对应分母} \neq 0, \\ M_{r-1}, & \text{其它.} \end{cases} \quad (9)$$

式中 $\bar{g}_r$ 是 g_r 在解答矩阵 X , 即 $(g_1, g_2, \dots, g_{r-1})$ 列矢量构成的矢量子空间中正交投影. 可以由 Gram Schmidt 正交化(GSO)或修正 GSO(MGSO)计算正投影矢 $\bar{g}_r$. 算式为

$$\bar{g}_r = g_r - \sum_{i=1}^{r-1} \frac{(g_r, \bar{g}_i)}{\|\bar{g}_i\|^2} \bar{g}_i. \quad (10)$$

式中括号 $(\cdot, \cdot)$ 代表矢量内积. 类似的结构也可以用于 MGSO 过程. 式(10)适用于分母 $\|\bar{g}_i\| \neq 0$ 情况, 对 i 求和.

3 算法和实验结果 (Algorithm and experiment results)

3.1 联想矩阵 M 的迭代算法 (Recursive algorithm for associative matrix M)

迭代式(9)的起始 LAM 矩阵 M_0 既可选择零矩阵或恒等矩阵. 若用零矩阵, 那么随机输入/输出矢量对 (f, g) 为 $M = YX^T(XX^T)^{-1}$ 的线性回归解. 这时考虑到该解与 BLUE 解形式一致, 即 $M = R_{yx}R_{xx}^{-1}$,

式中 R_{yx} 和 R_{xx} 分别是取样的互相关和自相关矩阵, 它们的计算式分别为

$$R_{yx} = (1/N) \sum_{i=1}^N f_i g_i^T, \quad (11)$$

$$R_{xx} = (1/N) \sum_{i=1}^N g_i g_i^T. \quad (12)$$

从而由退化训练矢 $\{g_k\}$ 的确定序得出的协变矩阵

$$C_{gg} = (1/N) \sum_{i=1}^N g_i g_i^T, \quad (13)$$

也可以作为 LAM 初始估计矩阵 M_0 .

在上述理论基础上, 可以利用近代编程软件 (如: MATHCAD, MATLAB) 由输入和输出数据算出满足精度要求的联想矩阵.

3.2 LAM 在自动控制建模中的应用及计算机仿真 (Application of LAM to modeling in auto-control and computer simulation)

分析线性联想存储器原理和功能后, 启示我们该方法本质上是通过训练, 使基于训练矢构成的联想矩阵 M 能成功地识别已知的和需要的信号或排斥不需要的干扰. 将它用于自动控制建模过程, 则相当于根据对象的输入、输出数据 (按状态空间列向量形式表示) 构作出该对象的线性联想矩阵库 $\{M\}$ 或 $M_i, i = 0, 1, 2, \dots$, 进一步借助该 $\{M\}$ 可以从其它已知的某对象输入、输出数据中判别它所属的模型类别. 鉴于此设想, 我们将它应用于复杂对象线性部分建模. 例如: 考虑一典型的非线性对象, 理论公式为

$$y(k+1) = \frac{5y(k)y(k-1)}{1 + y^2(k) + y^2(k-1) + y^2(k-2)} + u(k). \quad (14)$$

式中 $u(k)$ 和 $y(k)$ 分别是输入序列和输出序列. 该对象是部分可线性化的系统, 我们把 LAM 方法与 Jin Wang 提出的分解神经网络非线性系统自适应控制方法^[8]比较得出的结果为

$$y(k+1) = \phi^T x(k) + \vartheta(k+1), \quad (15)$$

式中 $\vartheta(k+1)$ 是系统线性化后的模型误差, 通常情况 $x(k) = [y(k), y(k-1), u(k), u(k-1)]$ 已能满足要求.

应用 MATHCAD7 计算软件选择正弦信号为输入序列 $u(k) = 0.8 \sin(2\pi k/150)$, $0 < k < 80$, 系统所受到的干扰是随机噪声, 则由理论公式、神经网络线性化以及线性联想存储器所给出的输出序列如图 1 所示, 其中联想矩阵退化为行矢量 $M = [0.677, 0.273,$

0.209, 0.054], 且很少受噪声的影响, 具有鲁棒性.

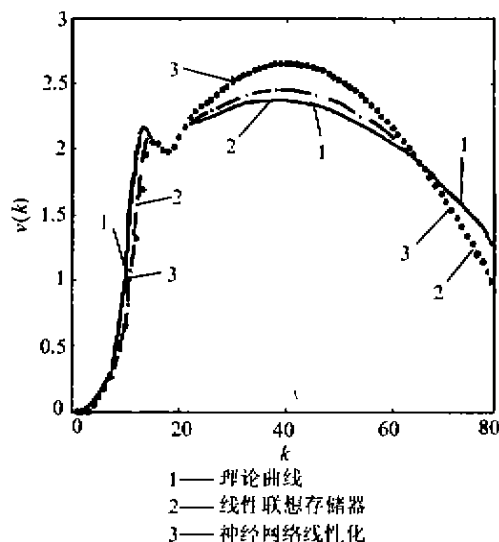


图1 输出序列比较图

Fig. 1 Compare sketch for output series

线性联想存储器所给出的输出序列与理论值的最大偏差为 0.595, 平均相对偏差为 0.066, 相同条件下的神经网络线性化的结果分别为 0.657 和 0.114, 其中输入和输出的噪声为 $\text{rnd}(x)$ 对应 $|x| < 0.6$, 由于 LAM 演算和迭代步骤少于神经网络, 因此综上所述, LAM 法与神经网络法比较, 前者花时更少、精度更高而且具有鲁棒性.

3 结论(Conclusion)

我们已把 LAM 技术扩展到自动控制中复杂对象线性化建模并且经计算机模拟验证, 经约束训练算法导出的联想矩阵 M 既可以存贮在一组高

密度只读存储器单片也可用光学全息术存贮构成的硬件作实时处理.

参考文献(References)

- [1] Casasent D and Liebowitz A S. Model-based knowledge-based optical processors [J]. Applied Optics, 1987, 26(10): 1935 - 1942
- [2] Hambaba L M. Robust deblurring of random blur [J]. Applied Optics, 1994, 33(4): 2877 - 2882
- [3] Eichmann G and Stojancic M. Superresolving signal and image restoration using a linear associative memory [J]. Applied Optics, 1987, 26(10): 1911 - 1918
- [4] Kohonen T. Self-Organization and Associative Memory [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1981
- [5] Albert A. Regression and the Moore-Penrose Pseudo-Inverse [M]. New York: Academic, 1972
- [6] Golab G H and Vanloan C F. Matrix Computation [M]. Baltimore: Johns Hopkins Press, 1983
- [7] Rust B, Burrus W R and Schneeburger C. A simple algorithm for computing the generalized inverse of a matrix [J]. Communication Association for Computing Machinery, 1966, 9(3): 381
- [8] Wang J. Adaptive control for nonlinear system using decomposed neural network [J]. Cybernetics and System, 1998, 29(1): 73 - 83

本文作者简介

朱若谷 1946 年生, 1981 年于中国计量科学研究院获硕士学位, 现为中国计量学院测控工程系教授, 主要从事纳米测量和激光应用的研究.

林 敏 1962 年生, 1997 年于浙江大学获工学硕士学位, 现为中国计量学院测控工程系讲师, 主要从事小波分析和非线性控制的研究.