

一种新的非线性离散动态大系统递阶控制的神经网络方法*

侯增广 吴沧浦

(北京理工大学自动控制系·北京, 100081)

摘要: 本文给出了一种新的具有全集成化特征的、求解非线性动态大规模系统递阶控制问题(LOCP)的神经网络模型(LHCNN), 该神经网络具有结构简洁、紧凑、高效的特点, 适合于动态大规模系统的实时优化控制。

关键词: 大系统; 动态系统; 递阶控制; 神经网络

1 引言

与集中控制相比, 递阶控制在灵活性、可靠性以及计算负荷、计算精度等方面具有明显的优越性, 人们对大系统递阶控制的方法进行了大量的研究, 提出了许多旨在提高求解速度、以满足实时控制需要的控制算法, 然而这些以串行计算机为工具的、基于数值迭代的传统计算方法, 在处理动态系统, 尤其是高阶、多子系统的动态大规模系统优化控制问题时, 在收敛速度、内存容量等方面仍然存在难以克服的困难, 很难满足实际工程问题提出的越来越高的计算速度和计算精度的要求。

1985年Hopfield将神经网络用以求解著名的优化难题“旅行商”问题^[2], 开辟了以神经网络进行优化计算的新途径。本文依照相互作用预测策略, 给出了一种新的求解离散非线性动态大系统递阶控制问题的神经网络模型, 该神经网络具有如下特点: 将各子系统的动态方程及其初始条件约束嵌入相应的局部优化子网络中, 克服了因该项约束所带来的求解困难; 该神经网络仅把各子系统的控制变量作为其状态变量, 因此具有低的维数, 这对于大规模系统优化控制问题而言是经济的; 其协调网络和局部优化网络同时工作给出最优解, 不存在交替等待时间, 具有很高的求解效率; 该神经网络具有全集成化的特点, 结构更加简洁、紧凑, 适宜于硬件实现。

2 问题描述

本文考虑如下具有局部凸性的一类非线性动态大系统最优控制问题(LOCP):

$$\min J = \sum_{i=1}^N J_i = \sum_{i=1}^N \left\{ \Phi_i[x_i(K)] + \sum_{k=0}^{K-1} \phi_i[x_i(k), u_i(k), k] \right\}, \quad (1a)$$

$$\text{s. t. } x_i(k+1) = f_i[x_i(k), u_i(k), z_i(k), k], \quad i = 1, \dots, N, \quad k = 0, \dots, K-1, \quad (1b)$$

$$z_i(k) = \sum_{j=1}^N g_{ij}[x_j(k), u_j(k), k], \quad i = 1, \dots, N, \quad k = 0, \dots, K-1. \quad (1c)$$

其中 $x_i(k) \in \mathbb{R}^{n_i}$, $u_i(k) \in \mathbb{R}^{m_i}$, $z_i(k) \in \mathbb{R}^l$ 分别为第 i 个子系统在 k 时刻的状态、控制及关联输入变量; $f_i: \mathbb{R}^{n_i} \times \mathbb{R}^{m_i} \times \mathbb{R}^l \times T \rightarrow \mathbb{R}^{n_i}$, $g_{ij}: \mathbb{R}^{n_j} \times \mathbb{R}^{m_j} \times T \rightarrow \mathbb{R}^l$, $\phi_i: \mathbb{R}^{n_i} \times \mathbb{R}^{m_i} \times T \rightarrow \mathbb{R}$, $\Phi_i: \mathbb{R}^{n_i} \rightarrow \mathbb{R}$, $T = \{k | k = 0, 1, \dots, K-1\}$, 并且以上函数均存在二阶连续偏导数或导数。

为求解离散动态大系统递阶优化控制问题, Tamura 提出了目标协调法^[3], Jamshidi 给出了相互作用预测算法(针对线性二次型问题)^[4], Sundaresan 提出了结构摄动法^[5], Mohammed

* 国家自然科学基金资助项目。

本文于1996年6月24日收到, 1997年3月14日收到修改稿。

等提出了共态预测算法^[6]. 可是, 对于一个一般的非线性大系统对象, 由于对偶间隙的存在, 基于目标协调法的最优解是不成立的; 而按照相互作用预测法的计算过程, 需要求解 Riccati 矩阵方程, 计算效率低, 不能满足实时优化的需要; 结构摄动法亦有同样的问题存在, 而且也是面对线性对象; 尽管共态预测算法相对简单, 不需要解两点边值问题, 但其数值迭代过程仍难满足实时控制的需要.

3 神经网络模型

基于相互作用预测策略, 本节给出一种具有集成化特征的、快速求解具有一般意义的大系统递阶优化问题(状态方程和关联方程为非线性, 目标函数为非二次型)的神经网络模型(LHCNN), 该神经网络由协调网络(CNN)与局部优化网络(LONN)构成, 协调网络与局部优化网络同时工作, 给出最优解, 不存在数值计算中的交替等待时间, 具有很高的求解效率.

3.1 协调网络(CNN)的构成

上层协调网络的任务是, 在每一时刻, 根据局部优化网络的状态信息, 调整 Lagrange 乘子向量 λ_i 及关联向量 z_i , 以使系统达到整体最优.

定义问题(LOCP)的 Lagrange 函数

$$\begin{aligned} L(\cdot) &= \sum_{i=1}^N L_i(\cdot) \\ &= \sum_{i=1}^N \left\{ \Phi_i[x_i(K)] + \sum_{k=0}^{K-1} \{ \phi_i[x_i(k), u_i(k), k] + \lambda_i^T(k) \right. \\ &\quad \cdot \left(z_i(k) - \sum_{j=1}^N g_{ij}[x_j(k), u_j(k), k] \right) + p_i^T(k+1)(-x_i(k+1) \\ &\quad \left. + f_i[x_i(k), u_i(k), z_i(k), k]) \} \right\}. \end{aligned} \quad (2)$$

由最优性必要条件, 可得基于相互作用预测方法的协调网络(CNN)为:

$$\lambda_i(k) = - \frac{\partial f_i(x_i, u_i, z_i, k)}{\partial z_i(k)} p_i(k+1), \quad (3)$$

$$z_i(k) = \sum_{j=1}^N g_{ij}[x_j, u_j, k], \quad i = 1, \dots, N, \quad k = 0, \dots, K-1. \quad (4)$$

3.2 局部优化网络(LONN)的构成

局部优化网络的任务是, 在每一时刻, 对于由协调网络(CNN)给出的增广相互作用向量 $[\lambda^T, z^T]^T$, 进行各个子系统的局部优化计算, 使得各子系统处于最优状态.

注意到在式(2)中, 与第 i 个子系统相对应的子 Lagrange 函数为

$$\begin{aligned} L_i(\cdot) &= \Phi_i[x_i(K)] + \sum_{k=0}^{K-1} \{ \phi_i[x_i(k), u_i(k), k] + \lambda_i^T(k) z_i(k) - \sum_{j=1}^N \lambda_j^T(k) g_{ji}[x_i(k), u_i(k), k] \\ &\quad + p_i^T(k+1)(-x_i(k+1) + f_i[x_i(k), u_i(k), z_i(k), k]) \}, \quad i = 1, \dots, N. \end{aligned} \quad (5)$$

定义其相应的子 Hamilton 函数为

$$\begin{aligned} H_i(k) &= \phi_i[x_i(k), u_i(k), k] + \lambda_i^T(k) z_i(k) - \sum_{j=1}^N \lambda_j^T(k) g_{ji}[x_i(k), u_i(k), k] \\ &\quad + p_i^T(k+1) f_i[x_i(k), u_i(k), z_i(k), k], \quad i = 1, \dots, N, k = 0, \dots, K-1. \end{aligned} \quad (6)$$

则得

$$\begin{aligned} L_i(\cdot) &= \Phi_i[x_i(K)] - p_i^T(K) x_i(K) + H_i(0) \\ &\quad + \sum_{k=1}^{K-1} [H_i(k) - p_i^T(k) x_i(k)], \quad i = 1, \dots, N. \end{aligned} \quad (7)$$

由最优性必要条件,可推得局部优化神经网络(LONN)的模型为

$$C_{u_i}^k \frac{du_i(k)}{dt} = - \frac{\partial H_i(k)}{\partial u_i(k)} \quad (8)$$

式中

$$\frac{\partial H_i(k)}{\partial u_i(k)} = \frac{\partial \phi_i(k)}{\partial u_i(k)} - \sum_{j=1}^N \frac{\partial g_{ji}(x_i, u_i, k)}{\partial u_i(k)} \lambda_j(k) + \frac{\partial f_i(x_i, u_i, z_i, k)}{\partial u_i(k)} p_i(k+1),$$

$$i = 1, \dots, N, k = 0, \dots, K-1, \quad (9)$$

$$p_i(k) = \frac{\partial \phi_i(k)}{\partial x_i(k)} - \sum_{j=1}^N \frac{\partial g_{ji}(x_i, u_i, k)}{\partial x_i(k)} \lambda_j(k) + \frac{\partial f_i(x_i, u_i, z_i, k)}{\partial x_i(k)} p_i(k+1),$$

$$i = 1, \dots, N, k = 1, \dots, K-1, \quad (10)$$

$$p_i(K) = \frac{\partial \Phi_i[x_i(K)]}{\partial x_i(K)}, \quad i = 1, \dots, N. \quad (11)$$

$C_{u_i}^k$ 是正定对角矩阵,为收敛速率控制因子。

这样,式(3)、(4)和(8)一起构成了动态大系统递阶优化神经网络(LHCNN),其基本结构如图1所示,图2的(a)和(b)为该神经网络的实现原理图。

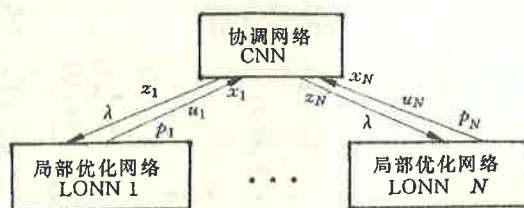


图1 神经网络(LHCNN)的基本结构

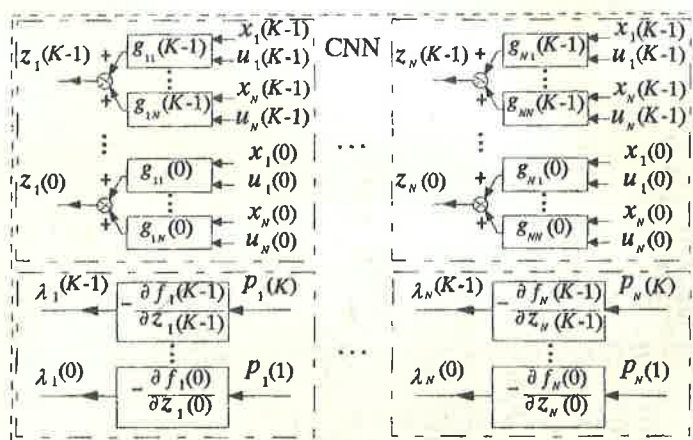


图2(a) 协调网络(CNN)

4 应用示例

图3表示一个电力控制系统^[7],它由一个同步电机通过变压器和输电线连接于一个无限大的汇流母线而构成,该电力系统的离散时间模型为:

$$\begin{aligned} x_1(k+1) &= x_1(k) + 0.05x_2(k), \\ x_2(k+1) &= (1 - 0.05c_1)x_2(k) - 0.05c_2x_3(k)\sin x_1(k) \\ &\quad - 0.025c_3\sin 2x_1(k) + (0.05/M)x_5(k), \\ x_3(k+1) &= (1 - 0.05c_4)x_3(k) + 0.05x_6(k) + 0.05c_5\cos x_1(k), \\ x_4(k+1) &= (1 - 0.05K_3)x_4(k) + 0.05K_2x_2(k) + 0.05K_1u_1(k), \\ x_5(k+1) &= (1 - 0.05K_5)x_5(k) + 0.05K_4x_4(k), \\ x_6(k+1) &= (1 - 0.05K_7)x_6(k) + 0.05K_6u_2(k). \end{aligned}$$

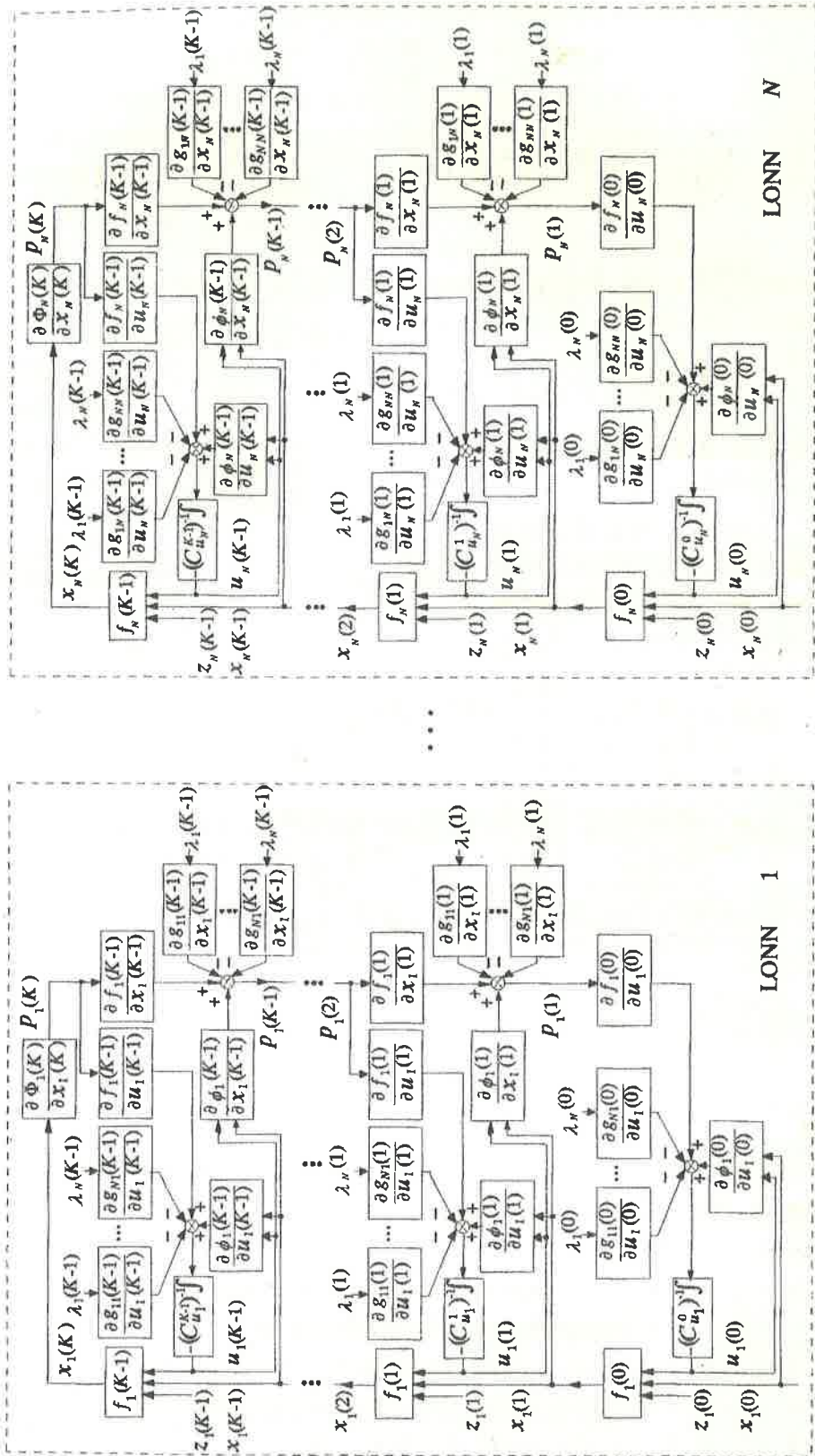


图 2(b) 局部优化网络 (LONN)

图 2 神经网络 (LHCNN) 实现原理图

式中

$$[c_1, c_2, c_3, c_4, c_5] = [2.1656, 13.997, -55.565, 1.02, 4.049],$$

$$[K_1, K_2, \dots, K_7] = [9.4429, 1.0198, 5, 2.0408, 2.0408, 1.5, 0.5],$$

$$M = 1.$$

系统的初始状态为 $x^T(0) = [0.7105, 0, 4.2, 0.8, 0.8, 0.5]$.

控制系统的目标是求取控制向量序列

使得下式极小化

$$J = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{40-1} \{ Q_{11} [x_1(k) - x_{f1}]^2 + Q_{33} [x_3(k) - x_{f3}]^2 + R_{11} [u_1(k) - u_{f1}]^2 + R_{22} [u_2(k) - u_{f2}]^2 \}.$$

其中

$$Q_{11} = Q_{33} = 0.2,$$

$$R_{11} = R_{22} = 0.05,$$

$$x_{f1} = 0, \quad x_{f3} = 3.969,$$

$$u_{f1} = 0, \quad u_{f2} = 0.$$

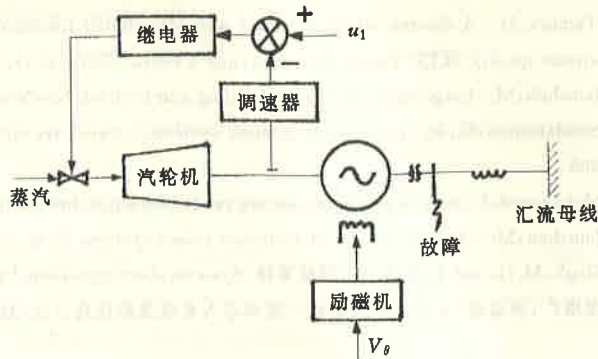


图3 电力系统构成

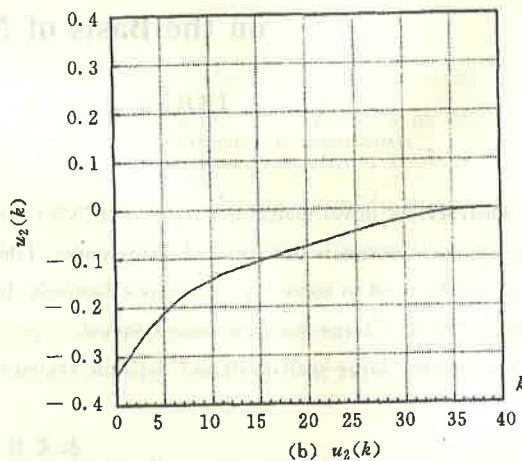
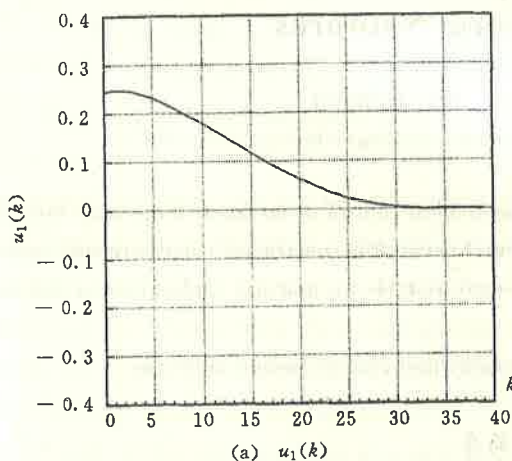


图4 最优控制轨迹

按照前述方法建立一个实现该电力系统优化控制的神经网络,其仿真结果如图所示,其中图4为最优控制轨迹,图5为目标函数值随时间的动态演化过程,结果表明该神经网络计算速度快、动态特性好,对于实时系统优化控制具有重要的实际意义。

5 结 论

以神经网络实现动态大系统递阶优化控制,克服了传统数值方法中的计算困难,并且本文所提出的神经网络结构更加简洁、紧凑、高效,便于硬件实现及实际应用。

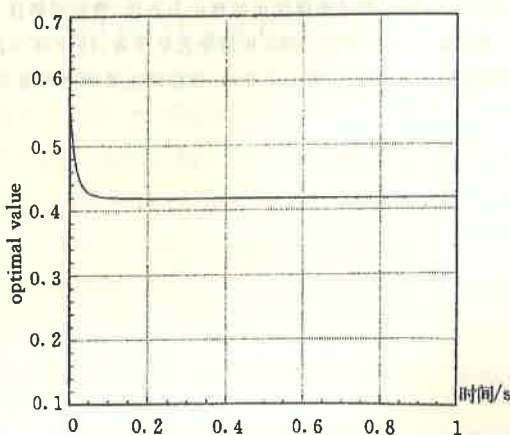


图5 目标函数值的动态演化过程

参 考 文 献

- 1 Mesarovic, M. D. et al. . Theory of Hierarchical Multilevel Systems. New York: Academic, 1970
- 2 Hopfield, J. J. and Tank, D. W. . "Neural" computation of decisions in optimization problems. Biol. Cybern. , 1985, 52(3): 141—152
- 3 Tamura, H. . A discrete dynamic model with distributed transport delays and its hierarchical optimization to preserve stream quality. IEEE Trans. Syst. Man, and Cybern. , 1974, 4(5): 424—429
- 4 Jamshidi, M. . Large-Scale Systems Modeling and Control. New York: North-Holland, 1983
- 5 Sundareshan, M. K. . Large-scale discrete systems; a two-level optimization scheme. Int. J. Syst. Sci. , 1976, 7(8): 901—909
- 6 Mohammed, F. et al. A two-level costate prediction algorithm for nonlinear systems. Automatica, 1977, 13(6): 629—634
- 7 Jamshidi, M. . Optimal control of nonlinear power systems by an imbedding method. Automatica, 1975, 11(6): 633—636
- 8 Singh, M. G. and Titli, A. 著, 周斌等译. Systems: Decomposition, Optimization and Control. 北京: 机械工业出版社, 1983
- 9 侯增广, 吴沧浦. 基于神经网络的一类动态大系统递阶优化方法. 自动化学报, 1998, 24

A New Method for Hierarchical Optimization of Nonlinear Large-Scale Discrete-Time Dynamic Systems on the Basis of Neural Networks

HOU Zengguang and WU Cangpu

(Department of Automatic Control, Beijing Institute of Technology • Beijing, 100081, PRC)

Abstract: A novel neural network (LHCNN) for hierarchical control of nonlinear large-scale discrete-time dynamic systems is put forward in the paper. The neural network is constructed compactly and concisely, and can be used to solve the problems effectively. It is more suitable for practical applications to real-time optimal control of large-scale dynamic systems.

Key words: large-scale systems; dynamic systems; hierarchical control; neural networks

本文作者简介

侯增广 1969年生. 1991年、1993年在燕山大学自动化系分别获学士、硕士学位, 现为北京理工大学自动控制系博士生. 目前的研究兴趣是系统优化的理论与方法, 神经网络技术, 机器人控制.

吴沧浦 1932年生. 1952年清华大学毕业, 1962年中国科学院研究生毕业, 1981年任北京理工大学教授, 1984年任自动控制理论与应用专业博士生导师. 目前的主要研究领域为系统最优化, 大系统控制与决策, 神经网络技术与智能控制等.