

文章编号: 1005—7277(2006)05—0006—04

# 柔性机械臂运动控制策略的研究\*

王文琰<sup>1</sup>, 王晓兰<sup>2</sup>

(1. 兰州理工大学 机械工厂, 甘肃 兰州 730050;

2. 兰州理工大学 电气工程与信息工程学院, 甘肃 兰州 730050)

摘要: 讨论一种双映射神经网络, 并采用递阶进化规划学习算法对该网络拓扑结构和参数进行优化, 实现了柔性机械臂的轨迹跟踪控制。计算机仿真表明该控制策略可以实现柔性机械臂的运动控制, 且具有较高的控制精度。

关键词: 双映射神经网络; 柔性机械臂; 递阶进化规划学习算法; 运动控制

中图分类号: TP241

文献标识码: A

Development of control strategy for flexible robotic manipulator

WANG Wen-yan<sup>1</sup>, WANG Xiao-lan<sup>2</sup>

(1. Mechanical Factory, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China;

2. College of Electrical and Information Engineering, Lanzhou University of Technology, Lanzhou 730050, China)

Abstract: The application of a mutual mapping neural network (MMNN) for robotic manipulator is discussed. A hierarchical evolutionary algorithm for this network design is proposed to optimize its topological configuration and parameters. Finally the promoted neural network is presented to tip position control. The simulation shows that the control strategy is successful in robotic control with high accuracy.

Key words: mutual mapping neural network; flexible robotic manipulator; hierarchical evolutionary algorithm; moving control

## 1 引言

柔性机械臂是一个多自由度的复杂结构, 在进行运动控制时必须对机械臂的正、逆运动学进行计算。传统的基于精确模型的控制是无法实现对机械臂运动的精确控制和跟踪, 实际常采用神经网络等智能控制方案。目前对于机械臂运动学求解器多采用BP网络或RBF网络, 这一类神经网络多具有很好的函数逼近性和泛化能力, 只要建构合适的网络拓扑结构和初始化参数, 经过一定次数的训练可以获得很高的求解精度和适应性。但是该类网络收敛速度慢, 目标函数存在局部极小, 如果对网络拓扑结构及初始化参数选择不当, 将严重影响求解精度和速度。遗传算法是一种全局、鲁棒且与数据无关的搜索技术, 因而有可能成为自动、有效地搜索控制器参数以获得较好控制性能的一种好方法<sup>[1-3]</sup>。

本文针对一般关节式机械臂提出了一种基于遗传双映射神经网络的机械臂混合智能运动控制策略。系统中控制器的构成采用RBF网络获得正

运动学求解, 同时根据李雅普诺夫函数构造修正算法对正运动解误差量进行迭代获得逆运动求解, 实现对机械臂末端运动轨迹控制。

## 2 双向映射神经网络

双向映射神经网络主要由两个神经网络和一个修正函数构成, 如图1所示。

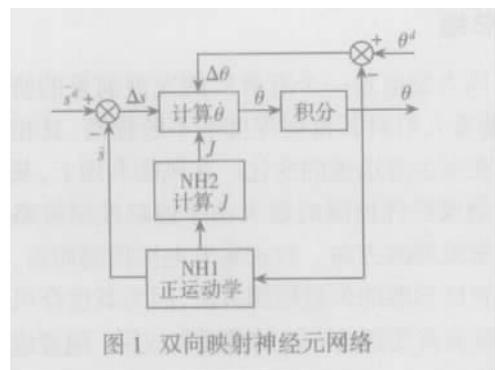


图1 双向映射神经网络

NN1由RBF神经网络构成, 主要实现正运动学求解, 反馈连接作用是修改网络的输入即关节变量, 以使网络输出即机械臂末端位姿实现希望

\* 甘肃省自然科学基金 ZS001-A22-020-G 资助项目

的位姿运动。对于 n 关节的机械臂, 其正运动学求解为:

$$s_m = \sum_{i=1}^l k_i^m e^{-\frac{\|k_i^m \cdot s - c_i\|^2}{\sigma_i^2}} \quad (1)$$

式中:  $m=1, 2, \dots, l$ ;  $k_i^m = [w_{i1}^m \dots w_{in}^m]^T$ ;  $w_{ij}^m \in \{-1, 0, 1\}$ 。

$s_m$  表示机械臂末端位姿的第 m 个分量。根据上述关系式可选择实际物理量作为网络的输入输出, 中间隐层激励函数取为高斯径向函数,  $c_i$  为隐节点中心点,  $\sigma_i$  为形状参数。具体结构如图 2 所示。

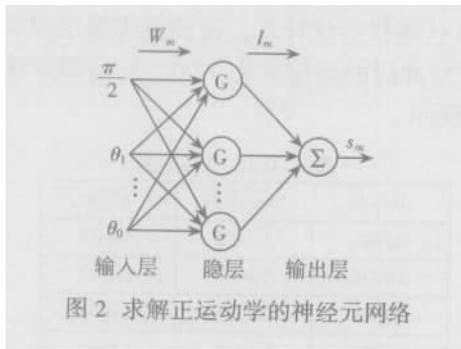


图 2 求解正运动学的神经元网络

估计参数可取  $k_i^m$  采用最小方差计算:

$$k_i^m(j+1) = k_i^m(j) + (\bar{s}_m^d - s_m^d) e^{-\frac{\|k_i^m \cdot s - c_i\|^2}{\sigma_i^2}} \quad (2)$$

式中:  $\bar{s}_m^d$  为末端位姿期望值的第 m 个分量,  $s_m^d$  为期望的关节变量,  $\eta$  为学习率。

逆运动学求解可根据 NN1 的输出与期望值的误差量经过迭代运算得到。取李雅普诺夫函数为:

$$V = \frac{1}{2} s^T s + \frac{1}{2} \tau^T \tau \quad (3)$$

式中:  $s = s^d - \bar{s}$ ;  $s$  为机械臂末端位姿的误差向量;  $\bar{s}^d$  为期望的位姿,  $\bar{s}$  为实际的位姿;  $\tau = \alpha \cdot s$ ;  $\tau$  为关节向量误差,  $\alpha$  为实际关节向量,  $\tau$  为关节空间限制向量。

对式 (3) 求导得:

$$\dot{V} = \left( \frac{\partial V}{\partial s} \right)^T \dot{s} = - \left( S^T \frac{\partial S}{\partial s} + \tau^T \right) \dot{s} = - \left( S^T J + \tau^T \right) \dot{s} \quad (4)$$

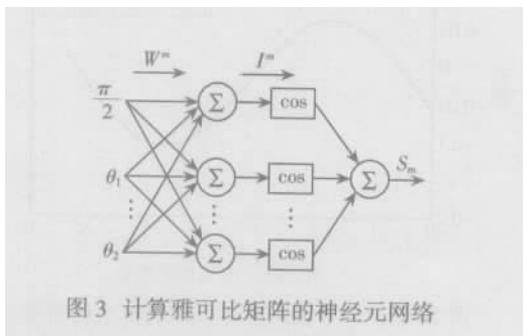


图 3 计算雅可比矩阵的神经元网络

式中 J 为雅可比矩阵, 可通过 NN2 运算获得, NN2 的结构如图 3 所示。

根据文献<sup>[4,5,6]</sup>中修正算法可取关节向量的导数形式:

$$\dot{s} = \frac{1}{2} \frac{\|s\|^2}{\|J^T s + \tau\|^2} (J^T s + \tau) \quad (5)$$

将 (5) 式代入 (4) 式可得:  $\dot{V} = \frac{1}{2} \|\dot{s}\|^2$ 。

由于  $\dot{V} < 0$ , 因此系统是稳定的, 并最终达到  $s = 0$ , 从而可获得机械臂逆运动解。

### 3 柔性机械臂的控制策略

针对上述双映射神经网络, NN1 采用 RBF 神经网络, 为了获得良好的控制效果, 必须首先恰当地选择网络隐层数、节点数以及确定合理的初始化权值和阈值等参数。为此提出如下递阶进化规划学习算法, 利用进化规划对群体逐代优化, 可以直接找到最优网络拓扑结构和网络参数。NN2 神经网络, 取隐层节点的个数为 6 个, 权值通过 BP 学习算法来加以确定。

#### 3.1 分级式染色体设计和标准遗传算法

与标准遗传算法不同, 采用两级基因结构来设计染色体, 其中上一级基因将控制和影响下级基因, 具体结构如图 4 所示。为计算方便和强化遗传算法在全解空间的搜索能力, 一级基因选用二进制编码来表征网络的拓扑结构, 若隐层数为 1, 则这一编码即可直接表述为隐层中接点数; 二级基因采用十进制编码, 每一位代表网络中的初始连接权值。这一染色体结构可以很好地表达网络参数间的控制关系, 利用遗传进化过程可以直接找到最优拓扑结构和网络参数。

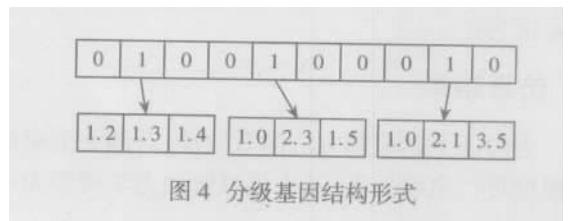


图 4 分级基因结构形式

#### 3.2 递阶进化规划学习算法

##### (1) 群体初始化

随机产生分级式染色体, 群体的规模  $N \in [50, 200]$ , 一级基因  $G_1 = [0, 1, 0, 0, \dots]$  随机序列,  $n = 10$ ; 二级基因  $G_2 = [i_j | i_j \in [0, 10]]$  这种编码不需要解码, 计算简单且速度快。

(2) 适应度函数的计算

为便于网络很好逼近实际系统,定义误差形式如下:

$$E = \frac{1}{n} \left[ \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (y_i - y_i^*)^2 \right]$$

式中: n 为输入数据对的个数, y<sub>i</sub> 为实际输出, y<sub>i</sub><sup>\*</sup> 为网络输出, 当 E = 0 时, 该前馈网络就是实际系统模型, 此时网络结构和参数即为最优。为使进化个体保持多数优良, 减少权值为负数的“病态”个体数, 定义适应度函数为: F=1.0/(E+P)。

式中: P = ∑\_{i=1}^m P\_i 为罚函数, 式中 M 为进化过程中 p 取常数的个数; 对“病态”个体 P<sub>i</sub> 可选择较大值, 否则取零。

(3) 选择过程

对传统 q 竞争原则改进, 计算群体适应度, 选择前 50% 的个体进入下一代, 并进行变异和复制, 比较过程中重新选样以保证全局寻优特性。

(4) 变异

主要分为两部分:

控制级的变异: 按随机性对二进制编码进行置反操作; 参数级变异: 对个体采用指数变异, 加快个体晋升或淘汰的进程, 使算法的收敛速度更快。具体方法如下:

$$c_{ij}^* = c_{ij} + c_{ij}$$

$$c_{ij} = \rho \exp[(F_{max} - F_k) / F_{max}] \cdot ij$$

式中: c<sub>ij</sub><sup>\*</sup> 为新一代基因, c<sub>ij</sub> 为参数基因, c<sub>ij</sub> 为参数的改变量, ρ 为参数变化率 (一般为介于 0 到 1 之间的常数), F<sub>max</sub> 和 F<sub>k</sub> 分别为每代中个体的最大适应度和第 k 个个体的适应度, ij 是均值为 0、方差为 1 的高斯随机数。按上述过程反复进行, 若不满足要求, 则返回 (2)、(3) 进行适应度的计算, 直到满足要求为止。

4 仿真结果

为验证上述控制方法的有效性, 对两关节机械臂模型进行离线仿真, 其中机械臂动力学模型为:

$$\begin{pmatrix} u_1 \\ u_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} M_{11} & M_{12} \\ M_{12} & M_{22} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \ddot{\theta}_1 \\ \ddot{\theta}_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} V_1 \\ V_2 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} G_1 \\ G_2 \end{pmatrix}$$

$$M_{11} = m_1 l_1^2 + m_2 (l_1^2 + l_2^2 + 2l_1 l_2 \cos \theta_2)$$

$$M_{12} = M_{21} = m_2 l_2^2 + m_2 l_1 l_2 \cos \theta_2$$

$$M_{22} = m_2 l_2^2$$

$$V_1 = -m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \ddot{\theta}_2 - m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \dot{\theta}_1 \dot{\theta}_2$$

$$V_2 = m_2 l_1 l_2 \sin \theta_2 \ddot{\theta}_1$$

$$G_1 = m_2 l_2 g \cos \theta_1 + (m_1 + m_2) l_1 g \cos \theta_1$$

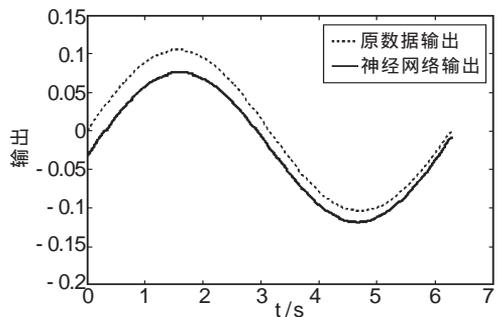
$$G_2 = m_2 l_2 g \cos \theta_1 + \theta_2$$

所用数据取 l<sub>1</sub>=1.1 m, l<sub>2</sub>=0.8, g=9.81 m/s<sup>2</sup>, m<sub>1</sub>=10 kg, m<sub>2</sub>=2 kg, 最大控制扭矩 |u<sub>1max</sub>|=500, |u<sub>2max</sub>|=200, 采样周期 T=0.005 s, NN1 网络为单隐层 RBF 神经网络结构, 初始值为: 隐层节点的初始个数为 17, 偏置节点的中心点为 1.7238, 宽度为 0.45584, 权值为 2.4525。训练初始值为: 群体规模为 70, μ=0.1, 变异率为 0.08。选取上述机械臂动力学的输入和输出数据作为神经网络的训练样本, 用来训练神经网络, 经 2533 代逐代寻优计算, 得到最优隐层神经元的个数为 5, 此时的适应度为 72.0235, 所得最优参数如表 1 所示。

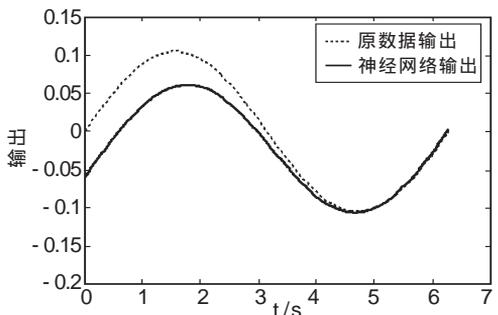
表 1 RBF 网络参数

中心点	形状参数	权值
1.5343	3.3422	5.3634
2.0739	5.5643	4.4525
2.4301	6.1525	3.9034
1.6311	3.6436	5.5652
1.9521	4.3927	4.6843

在双向映射神经网络中, RBF 神经网络 (NN1) 的隐层数神经元个数和参数确定后, 得到柔性机械臂正运动学的解; 同时也训练 NN2 网络



(a) 第 1 关节角度轨迹



(b) 第 2 关节角度轨迹

图 5 第一关节角 θ<sub>1</sub> 和第二关节角 θ<sub>2</sub> 的轨迹

3), 取余弦隐层节点的个数为 6, 权值通过 BP 学习算法来加以确定, 这样 NN2 网络训练好后, 用于计算雅可比矩阵以求得柔性机械臂的逆运动学解。将函数  $\theta_1 = \frac{1}{30} \sin(t)$ ,  $t \in [0, 2]$  输入到训练好的双向映射神经网络中, 来检验函数拟合效果。得到的仿真结果如图 5、6 所示。

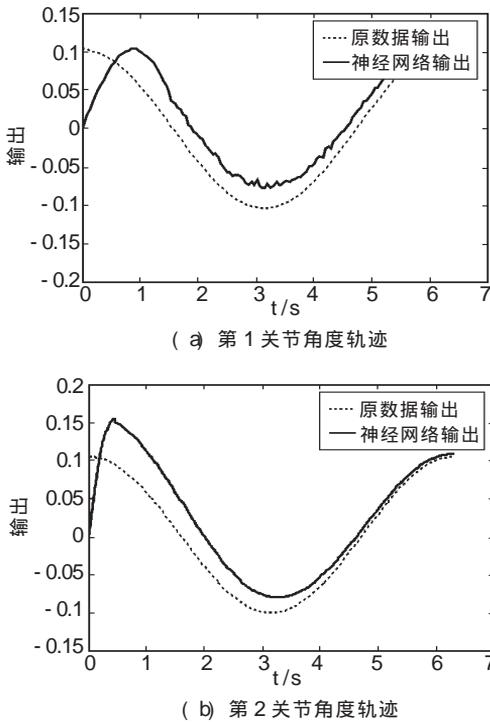


图 6 第一关节角速度  $\dot{\theta}_1$  和第二关节角速度  $\dot{\theta}_2$  的轨迹

文中讨论了一种基于遗传双映射混合算法的柔性机械臂运动控制策略, 设计了包含 RBF 神经网络和修正函数的正逆运动双映射求解控制器, 并通过递进化规划学习算法对该控制器网络拓扑结构和初始化参数进行了优化调整, 实现了机械臂的运动控制。仿真结果表明进化规划算法应用于双向映射神经网络中能够实现柔性机械臂的运动控制, 且具有较好的控制精度、收敛速度较快。

参考文献:

[ 1 ] 刘成良, 张 凯, 付 庄等. 神经网络在机器人运动控制中的应用研究 [ J ]. 机械科学与技术, 2003, 22( 2 ): 226- 228.  
 [ 2 ] 姜春福, 余跃庆. 神经网络在机器人控制中的研究进展 [ J ]. 北京工业大学学报, 2003, 29( 1 ): 5- 11.  
 [ 3 ] 房海荣, 方跃法, 李 昆等. 基于神经网络的机器人智能控制 [ J ]. 机器人技术与应用, 2002( 4 ): 28- 31.  
 [ 4 ] 姚仲舒, 吴键荣, 杨成梧. 基于神经网络的学习控制及其在机器人中的应用 [ J ]. 电工技术学报, 2003, 18( 3 ): 72- 76.  
 [ 5 ] F C Chen, H Khalil. Adaptive Control of Nonlinear Systems Using Neural Networks [ J ]. Int. J. Contr., 1992, 55( 6 ): 1299- 1317.  
 [ 6 ] 陈得宝, 王晓兰. 基于递进化规划的 RBF 网络设计新方法 [ J ]. 甘肃工业大学学报, 2001, 27( 3 ): 60- 63.

作者简介:

王文琰( 1973- ), 女, 控制理论与控制工程专业硕士, 现为兰州理工大学机械工厂工程师, 主要从事工业控制系统的研究与设计工作。

王晓兰( 1963- ), 女, 电气传动自动化专业硕士, 现为兰州理工大学教授, 主要从事理论电工、智能控制及电气传动方面的教学与科研工作。

5 结论

收稿日期: 2006- 01- 12

下期要目

- 一种降低转矩脉动和开关频率的异步电机 DTC 控制方法研究
- 模糊神经网络辨识和控制非线性系统中的应用研究
- 基于三电平逆变器的异步电机矢量控制研究
- 基于 MATLAB/SIMULINK 的直流双闭环调速系统的两种负载力矩观测器结果的对比
- 基于 TMS320F240 的开关磁阻调速系统的设计
- BP 神经网络在车辆类型识别系统中的应用
- 基于光电码盘传感器的位置检测控制电路设计
- 差压式流量计“空跳”故障分析及排除方法