

一种神经网络方法在机械手控制中的应用

杨国军, 崔平远

(哈尔滨工业大学, 黑龙江 哈尔滨 150001)

摘要:采用多层前向神经网络建立机械手逆运动学模型。提出了一种改进遗传算法来学习网络的权系数,其交叉概率根据解的适应度来自适应调整,变异概率根据迭代次数来动态调整。这样可以有效地克服传统的反向传播算法求解精度低、搜索速度慢、易陷于局部极小的缺点。仿真结果表明,所提方法大大提高了机械手逆运动学解的精度,确保快速达到全局收敛。

关键词:神经网络; 遗传算法; 机器人; 逆运动学; 适应度函数

中图分类号: TP242 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-449X(2000)03-0179-04

A neural network method applying to robot manipulator control

YANG Guo-jun, CUI Ping-yuan

(Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: The multilayer forward neural networks are used to establish the inverse kinematic models for robot manipulator. An improved genetic algorithm is presented to update the weights of the networks. In the improved genetic algorithm, the crossover probability is adapted by the fitness values of the solutions and the mutation probability is adjusted by the iteration times. The motivation of this approach is to overcome the shortcomings of traditional back propagation algorithm, such as the low precision of the solutions, the slow search speed and easy convergence to the local minimum points. Simulations show that the proposed method improves considerably the inverse kinematic solutions for robot manipulator and guarantees a rapid global convergence.

Key words: neural networks; genetic algorithm; robot; inverse kinematics; fitness function

1 引言

机械手的运动学是研究机械臂的运动及其控制特性,其逆运动学求解在机械手的控制中占有重要地位,它直接关系到运动分析、离线编程、轨迹规划等。通常,机械手的期望轨迹都是在笛卡儿坐标中描述的,因此逆运动学求解过程就是将机械手的终端执行器在工作空间中的位置和姿态转化到关节空间中的过程。

用于机械手逆运动学求解的方法比较多,主要有三类方法:代数法^[1],几何法^[2],迭代法^[3]。代数法是一种不能保证具有封闭形式解的逆运动学算法;几

何法也有一定的限制,即必须保证机械手的前3个节点的封闭形式解在几何上存在;此外,一类机械手的封闭形式解不能用于其他不同几何形状的机械手;迭代法依赖于起始点,可收敛于单一解。用神经网络方法求解机械手运动学逆解即属于迭代法。但神经网络方法与传统迭代法又有所不同,即所需计算与机械手的自由度无关,而是依赖于网络的结构^[4]。

以非线性函数为神经元激励函数构成的多层前向神经网络及误差反向传播算法(Error Back Propagation, BP)在机械手的逆运动学求解中得到了一定应用^[5]。由于BP网是全局逼近网络,BP算法采用的是优化算法中的梯度下降法,这样就不可避

收稿日期: 2000-02-28

作者简介: 杨国军(1970-),男,博士研究生,研究方向为机器人控制、神经网络、遗传算法等。

崔平远(1961-),男,教授,博士生导师,研究方向为非线性控制、神经网络、机器人控制等。

免地会存在局部极小问题,收敛速度慢,训练时间长。

本文采用遗传算法 (Genetic Algorithm, GA) 来学习前向神经网络的权系,这样可以兼有神经网络的广泛映射能力和遗传算法的增强式学习能力,在一定程度上可以有效地克服 BP 算法的不足,并将其成功地应用于机械手控制的逆运动学问题。

2 逆运动学问题

机械手运动学研究有两类问题:一类是给定机械手各关节角度,求解机械手终端执行器的位置和姿态,称为正问题;另一类是已知终端执行器的位置和姿态,求机械手对应于这个位姿的全部关节角,称为逆问题,它是正解的反过程。由此可以看出,正问题是简单的,解是唯一的,而逆问题的解是复杂的,且存在多解。

现考虑具有 n 个自由度的机械手,在某一时刻,关节变量为 $\theta = [\theta_1 \cdots \theta_n]^T \in R^n$,机械手的位置变量为 $x = [x_1 \cdots x_m]^T \in R^m$ 。二者的关系由如下运动学方程描述

$$x = F(\theta) \tag{1}$$

其中 F 为机械手前向运动学函数。

机械手的逆运动学计算就是反解式 (1),即已知 x ,求 θ ,如下式

$$\theta = F^{-1}(x) \tag{2}$$

通常,式 (1) 所表示的这种机械手运动学方程为非线性超越方程,无法直接反解式 (1) 求其解析解,通常都是求其数值解。显然,式 (2) 求解比式 (1) 要复杂得多,且解不唯一。传统的反解方法是建立机械手的位置状态变量与关节状态变量的微分关系。

对式 (1) 两边求导,得

$$\dot{x} = J\dot{\theta} \tag{3}$$

式中: $\dot{x} = \frac{dx}{dt}$, $\dot{\theta} = \frac{d\theta}{dt}$, $J = \frac{\partial F}{\partial \theta} \in R^{m \times n}$, J 称为机械手运动学方程的 Jacobian 阵。在已知 \dot{x} 的情况下,相应关节状态向量的速度为

$$\dot{\theta} = J^+ \dot{x} \tag{4}$$

式中: $J^+ = J^T [JJ^T]^{-1} \in R^{n \times m}$ 称为 Jacobian 阵的伪逆。

由此可以看出,用上述方法求解需要计算 Jacobian 阵及其伪逆,计算非常复杂,求解十分困难。

3 神经网络模型及其算法

3.1 神经网络

神经网络是一个具有高度非线性的超大规模连续时间自适应信息处理系统。它的应用已经渗透到各个领域,并在智能控制、非线性优化、机器人等领

域取得了令人鼓舞的进展。多层前向神经网络是一个强有力的学习系统,系统结构简单且易于编程,一个三层前向网络可以逼近任意的非线性函数。本文采用三层前向神经网络来建立机械手逆运动学模型,网络结构如图 1 所示。

传统的多层神经网络的权系都是采用 BP 及其改进算法来学习。BP 算法是有导师的学习,它是将误差信号(样本输出与网络输出之差)按原联通网络反向计算,由梯度下降法调整各层神经元的权值和阈值,使误差信号减小。因此不可避免地会存在局部极小问题,且收敛速度与初始权的选取有关,学习速度慢。若采用 BP 网求解机械手逆运动学,则 BP 算法所具有的缺点会导致网络训练时间长,求解精度低,且易陷入局部极小^[6]。

本文针对 BP 算法的不足之处,提出采用遗传算法来代替 BP 算法求解网络权系,应用于机械手的逆运动学求解。

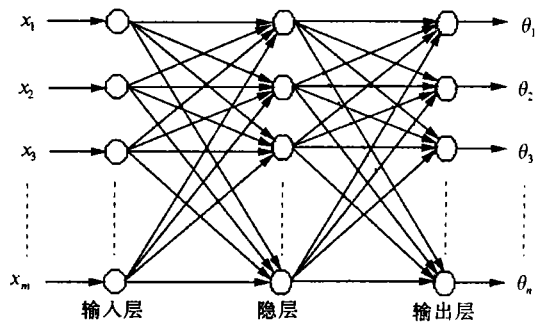


图 1 三层前向神经网络结构

Fig. 1 The structure of three-layer forward neural network

3.2 遗传算法

遗传算法是一种模拟自然选择和遗传机制,在计算机上模拟生物进化机制的自适应概率性全局寻优搜索算法,是近些年发展起来的新型优化算法。GA 是针对一定的问题,把搜索空间(解空间)映射为遗传空间,即将可行解编码为一个位串(本文采用二进制编码), N 个位串构成一个种群,并按预定的适应度函数对每个位串进行评价,根据“适者生存”的原则,保存最优者,淘汰劣者,使种群逐步收敛于最优解。在寻优过程中,GA 是在高维可行解空间随机产生多个起始点并同时开始搜索,由适应度函数来指导搜索方向。一方面,搜索效率高;另一方面,搜索区域广,因而它是一种全局性、并行性、快速性的优化方法。GA 不需计算梯度,因而其目标函数不受限制,不必要求目标函数连续可微以及其他辅助信息^[7]。上述特点使 GA 具有很强的鲁棒性,可以广泛应用于工程技术中。

本文采用适应度比例法与最优保留策略进行选择操作,并采用单点交叉,自适应改变交叉概率 p_c 的策略,即

$$\left. \begin{aligned} p_c &= k_c(f_{\max} - f_c)/(f_{\max} - f_{\text{avg}}), & f_c \geq f_{\text{avg}} \\ p_c &= k_c, & f_c < f_{\text{avg}} \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

其中 f_{\max} 和 f_{avg} 分别为种群中最大及平均适应度, $k_c=1.0$, f_c 为待交叉的两个位串中较大的适应度。这就使得较差的解(适应度较低的个体)一定要进行交叉,以取得较好解。 p_c 随着父代解中适应度越来越大而变小。当较大适应度为 f_{\max} 时, $p_c=0^{[9]}$ 。

为防止由于位串的某位有效基因发生缺失而导致的初期收敛,需引入变异操作。变异概率 p_m 也要适当选取, p_m 过小,无法使陷于超平面的解摆脱超平面,而 p_m 过大,又会破坏有用的模式而使解远离最优解,一般的 $p_m=0.001 \sim 0.05$ 。本文根据解的收敛情况,动态调整变异概率 p_m ,使解趋向于最优解。

用遗传算法学习神经网络的权系,需要将网络权值编码成二进制位串。设各权值分布在 $[w_{\min}, w_{\max}]$ 内,则网络的权值与二进制数之间的对应关系为

$$w_i = w_{\min} + u_i \frac{w_{\max} - w_{\min}}{2^l - 1} \quad (6)$$

式中: $i=1, \dots, p$ (p 为网络连接权的数目); $u_i \in [0, 2^l - 1]$ 为 w_i 所对应的编码后的二进制数; l 为每个权值对应的二进制数的长度。级联各权值对应的二进制数形成表示参数集的位串,其长度 $L=p \times l$ 。

适应度函数是遗传算法指导搜索的唯一信息,它的选取是算法好坏的关键。本文适应度函数取为系统均方差的倒数,即

$$f = \frac{1}{\left[\sum_{k=1}^n (\theta_d(k) - \hat{\theta}(k))^2 \right] / M} \quad (7)$$

式中: $\theta_d(k)$, $\hat{\theta}(k)$ 为机械手关节角的期望输出与实际输出; M 为样本数。这种选择方式可以很好地包含优化信息,引导搜索向着最优方向发展。

为抑制初期收敛,本文采用线性调整法来调整适应度,其表达式为

$$f' = af + b \quad (8)$$

式中: f' 为调整后的适应度; f 为原适应度。调整前后应满足的条件为

$$\left. \begin{aligned} f'_{\text{avg}} &= f_{\text{avg}} \\ f'_{\text{max}} &= cf_{\text{max}} \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中 c 是种群最优成员的期望复制。对典型小种群 ($N=50 \sim 100$), 选 $c=1.2 \sim 2$ 。 a, b 为调整系数,它们的选择如下

$$\left. \begin{aligned} a &= (c-1.0) \times f_{\text{avg}} / \Delta_1 \\ b &= f_{\text{avg}} \times (f_{\text{max}} - c \times f_{\text{avg}}) / \Delta_1 \end{aligned} \right\} f_{\min} > (cf_{\text{avg}} - f_{\text{max}}) / (c-1.0)$$

$$\left. \begin{aligned} a &= f_{\text{avg}} / \Delta_2 \\ b &= -f_{\min} \times f_{\text{avg}} / \Delta_2 \end{aligned} \right\} \text{其他} \quad (10)$$

式中: f_{\min} 为种群最小适应度; $\Delta_1 = f_{\max} - f_{\text{avg}}$, $\Delta_2 = f_{\text{avg}} - f_{\min}$ 。

3.3 算法步骤

用遗传算法学习前向神经网络的步骤如下:

1) 根据经验确定神经网络各连接权的分布范围,然后根据所要求的精度确定各权值的编码长度,为对各权值进行二进制编码做好准备;

2) 设定遗传算法的控制参数,随机产生 N 个位串构成初始种群,种群中每一位串则代表一个待优化的神经网络;

3) 按照式(6)将种群中每一位串分别解码成神经网络的各连接权,然后以前向方式运行神经网络,计算出对应每一输入的输出 $\hat{\theta}(k)$,按照式(7)计算出每一网络相应的适应度函数,并进行评价;

4) 对各网络进行选择操作,选出较优网络再进行交叉和变异操作,产生新一代网络。

重复3)步和4)步,直至算法收敛到设定的精度,即有一个网络满足精度要求,该网络作为遗传算法最终学习出来的神经网络,即理想的机械手逆运动学模型。

4 计算机仿真

为验证本文所提方法在机械手逆运动学求解中应用的有效性,进行了仿真实验。

图2为两杆平面机械手模型,表1给出了2个连杆的参数。由图2可得机械手的前向运动学方程为

$$x_1 = \cos\theta_1 + \cos(\theta_1 + \theta_2) \quad (11a)$$

$$x_2 = \sin\theta_1 + \sin(\theta_1 + \theta_2) \quad (11b)$$

式中: x_1, x_2 为机械手终端位置; θ_1, θ_2 为机械手连杆转角。

表1 两杆平面机械手参数
Table 1 The parameters of two-link planar manipulator

连杆	θ_i	a_i	α_i	d_i
1	θ_1	1	0	0
2	θ_2	1	0	0

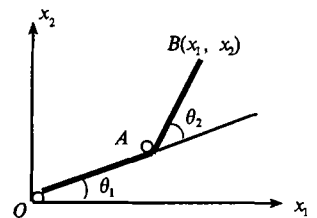


图2 两杆平面机械手模型
Fig. 2 The model of two-link planar manipulator

本例训练数据可见表2,同时图3给出了两杆机械手所要达到的期望运动轨迹。

表2 神经网络训练数据

Table 2 The learning data of neural network

x_1	x_2	θ_1	θ_2
1.0	0.55	-0.460 7	1.927 0
0.9	0.60	-0.411 4	1.998 7
0.8	0.65	-0.347 0	2.058 7
0.7	0.70	-0.267 6	2.106 0
0.6	0.75	-0.173 8	2.139 7
0.5	0.80	-0.067 4	2.159 2
0.5	0.85	-0.016 1	2.110 3
0.6	0.90	-0.016 6	1.998 7
0.7	0.95	-0.003 9	1.879 4

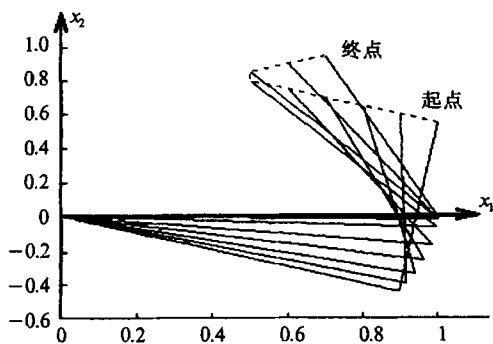


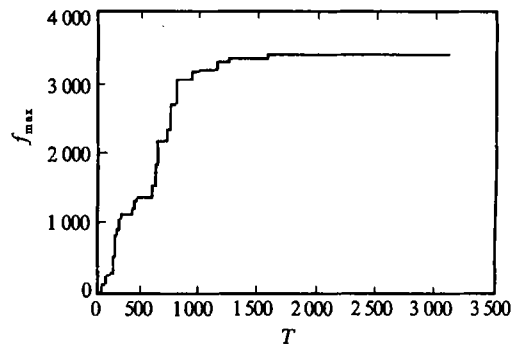
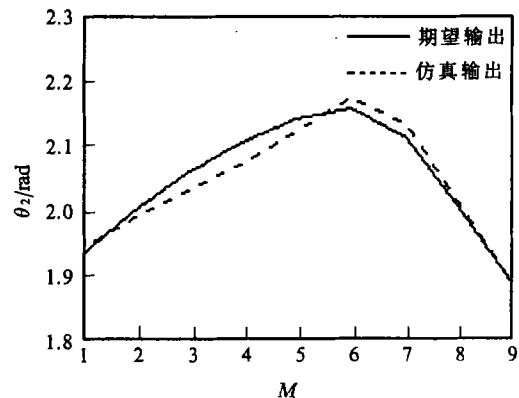
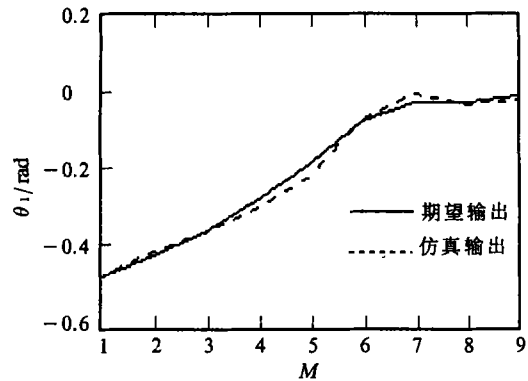
图3 两杆平面机械手运动轨迹

Fig. 3 The movement trajectory of two-link planar manipulator

为建立平面两杆机械手逆运动学模型,采用三层前向神经网络。所选神经网络结构为 $N_{2,5,2}$,其中输入层两个节点分别接收机械手的位置 x_1, x_2 ,隐层5个节点,其节点激发函数为 $1/(1+e^{-x})$;输出层有两个节点,其输出在 $[-\pi, \pi]$ 连续取值的机械手连杆转角,其节点激发函数为 $\pi(1-e^{-x})/(1+e^{-x})$,该网络权值共有27个。

设神经网络各权值取值范围为 $[-20, +20]$,每一权值用10位二进制编码,则位串长 $L=27 \times 10$ 。按式(5)自适应调整交叉概率 p_c ,动态调整变异概率 p_m 。

根据表2的9组训练数据,采用3.2节的算法来学习神经网络。经过近1500代的进化,得到了较理想的结果。图4给出了每代中的最大适应度 f_{\max} 随迭代次数 T 变化的曲线,两个角度的仿真结果及与期望结果的对比如图5所示。 θ_1 与 θ_2 的均方差分别为 2.29×10^{-4} 与 3.56×10^{-4} 。若用BP算法来学习神经网络,经过3000次的迭代,得到两个角度的均方差分别为 1.1×10^{-2} 与 0.7×10^{-2} 。从仿真结果可以看出,本方法大大提高了求解精度。

图4 最大适应度随迭代次数的变化曲线
Fig. 4 The variety curve of maximum fitness with iterative times图5 两杆平面机械手转角 θ_1, θ_2 的期望与仿真输出曲线
Fig. 5 The output curve of expectation and simulation of two-link planar manipulator θ_1 and θ_2

5 结论

本文用遗传算法来代替BP算法求解多层前向神经网络的权系数,提出自适应改变交叉概率与动态调整变异概率相结合的方法,并将其应用于机械手控制中。仿真结果表明,此法可以成功地求解机械手逆运动学,求解精度更高,有效地克服了BP算法的不足。

(下转第187页)

态有约束混合整数规划问题,并建立其数学模型,然后引入耦合梯度网络模型,加入全局搜索策略,提高了网络全局最小的收敛性。并对一实例油田配电网无功管理问题进行了仿真计算,结果表明通过这一基于神经网络的油田地面生产电力网无功优化管理技术,可以经过较短的仿真计算时间获得具有可观的经济效益的优化管理方案。

参考文献:

- [1] 姜衍智,吴文安,程国建.油田配电网优化运行节能降耗决策运行系统[J].西安石油学院学报,1996.
- [2] CHIANG H D, WANG J C, COCKINGS O, et al. Optimal

capacitor placements in distribution systems(part I and II) [J]. *IEEE Trans on Power Delivery*, 1990, 1(5): 634-649.

- [3] SRINIVASAN S, PAHWA A. Optimal selection of capacitors for radial distribution systems using a genetic algorithm[J]. *IEEE Trans on Power Systems*, 1994, 9(3): 1499-1505.
- [4] 郭振民.基于神经网络的油田地面生产电力网无功管理技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨理工大学,1999.
- [5] 刘从爱,徐中立.电力工程[M].北京:机械工业出版社,1992.
- [6] 黄纯华,刘维仲.工厂供电[M].天津:天津大学出版社,1992.
- [7] WATTA P B, HASSUN M H. A coupled gradient network approach for static and temporal mixed-integer optimization [J]. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1996, 7(3): 578-593.

(上接第174页)

参考文献:

- [1] 陈明.神经网络模型[M].大连:大连理工大学出版社,1995.
- [2] 孙增圻,张再兴,邓志东.智能控制理论与技术[M].北京:清华大学出版社,1998.
- [3] SUGENO M, YASUKAWA T. A fuzzy-logic-based approach to qualitative modeling [J]. *IEEE Trans Fuzzy Syst* 1993, 1: 7-31.

- [4] NARENDRA K S, PARTHASARATHY K. Identification and control of dynamical systems using neural networks[J]. *IEEE Trans Neural Networks*. 1990, 1.
- [5] LIN C T, LEE G C S. Neural network based fuzzy logic control and decision system[J]. *IEEE Trans on Computers*. 1991, 40(3).

(上接第182页)

参考文献:

- [1] MANOCHA D, CANNY J F. Efficient inverse kinematics for general 6r manipulator[J]. *IEEE Trans on Robotics and Automation*, 1994, 10(5): 648-657.
- [2] FEATHERSTONE R. Position and velocity transformation between robot end-effector coordinate and joint angle[J]. *The International Journal of Robotics Research*, 1983, 2(2): 35-45.
- [3] KOREIN J U, BALDER N I. Techniques for generating the goal-directed motion of articulated structures[J]. *IEEE Computer Graphics and Application*, 1982, 2(9): 71-81.
- [4] TEJOMURTULA S, KAK S. Inverse kinematics in robotics using neural networks[J]. *Information Science*, 1999(116): 147-164.

- [5] MORRIS A S. Finding the inverse kinematics of manipulator arm using artificial neural network with lookup table[J]. *Robotica*, 1997, 15(6): 617-625.
- [6] GUO J, CHERKASSKY V. A solution to the inverse kinematics problem in robotics using neural network processing[J]. *IEEE Proc Int Conf on Neural Network*, 1989 (2): 299-304.
- [7] GOLDBERG D E. Genetic algorithms in search, optimization, and machine learning [M]. Addison-Wesley, Reading, MA, 1989.
- [8] SRINIVAS M. Adaptive probabilities of crossover and mutation in genetic algorithms. *IEEE Trans on Syst Man, Cybern*, 1994, 24(4): 656-666.