

基于 RBF 的冗余机械手运动学逆解

叶小岭¹ 查汀¹ 胡凯¹

摘要

针对冗余机械手运动学中存在的非线性、强耦合以及时变性的特点,采用了一种基于径向基函数(Radial Basic Function, RBF)网络的非线性拟合和系统辨识的方法,利用 RBF 神经网络的逼近能力较优、收敛速度快、非线性处理能力强等特点,可以有效地对冗余机械手的运动学逆问题进行求解;同时,运用遗传算法选取 RBF 网络的中心,提高网络的性能及效率;用 Matlab 实现对 6 自由度机械手运动学的建模、仿真. 网络求解的结果表明了该方法的有效性.

关键词

冗余机械手; RBF 网络; 遗传算法

中图分类号 TP13

文献标志码 A

0 引言

21 世纪将是机器人发展的热点时期,许多国家和研究机构都大力投入机器人的研究^[1]. 机械手作为机器人领域的一个分支被广泛应用于工业生产、航空航天和军事等场所. 冗余自由度机器人是 20 世纪 80 年代末出现,在 90 年代得到发展的一种先进机器人系统,它由空间技术和先进制造技术的需要而产生. 冗余自由度的引入还使机器人具有了容错性^[2],这对于机器人在一些特殊的环境下的应用具有特别重要的意义.

冗余自由度机器人动力学具有高度非线性、强耦合和时变的特点,同时还受许多不确定因素的影响,因此使机器人的高性能控制成为一个非常复杂的问题. 研究机械手的运动学问题是解决此类问题的基础. 传统的机械手运动学逆解有代数法、几何法和迭代法等^[3]. 代数法主要应用在结构简单的机械手分析中,当关节过多时,求解过程将显得过于复杂^[4]. 几何法则对机械手结构有着很大的依赖性. 迭代算法经过运算之后能够从机械手无穷多个逆解中求出一个解,缺点是不能保证该解的正确性^[5]. 近年来,随着神经网络知识的不断完善^[6],已经能很好地运用到机器人分析领域^[7-8]. 本文采用一种径向基函数(Radial Basic Function, RBF)网络实现对冗余自由度机械手逆解进行辨识, RBF 网络在理论上可以逼近任意的非线性问题,也可以避免繁琐的公式推导和编程计算. 该法实现简单,收敛迅速且逼近效果良好.

1 机械手运动学逆解问题

机械手的运动学涉及每个关节之间位移、速度和加速度关系,并且在内部之间还有着静力学关系. 运动学控制是机器人技术中的最基本问题,而这个问题一般归结为机器人的逆运动学的求解. 本文中,只讨论机械手末端位姿与各个关节变量之间的关系. 如下所述的一种冗余自由度的机械臂平面结构示意图如图 1 所示.

图 1 是具有 n 个关节的机械手臂,以机械手基底为坐标原点,运动学正解方程表示如下^[9]:

$$\begin{cases} x = \sum_{i=1}^n l_i \cos \theta_i, \\ y = \sum_{i=1}^n l_i \sin \theta_i, \end{cases} \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (1)$$

收稿日期 2011-01-17

资助项目 公益性行业(气象)科研专项资助(GYHY200806017);南京信息工程大学科研基金(20070063)

作者简介

叶小岭,女,教授,主要研究方向为系统优化与控制. xyz_nim@163.com

¹ 南京信息工程大学 信息与控制学院,南京, 210044

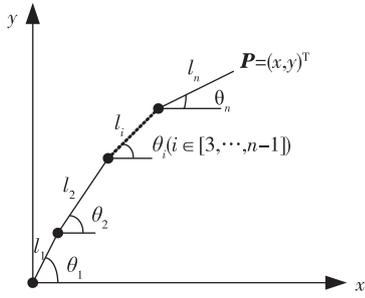


图1 冗余机械手平面示意

Fig.1 The plane schemes of redundant manipulator

式(1)中: l_i 为机械手臂的关节长度; θ_i 为机械臂关节与基坐标系 x 轴的夹角; $\mathbf{P} = (x, y)^T$ 为在 xoy 平面上机械手末端位置. 式(1)也可表述为 $\mathbf{P}(x, y) = F(\boldsymbol{\theta})$, 那么对于 F 的逆映射有

$$\boldsymbol{\theta} = F^{-1}(x, y). \quad (2)$$

式(2)中 $\boldsymbol{\theta} = [\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n]^T$.

式(2)是非线性映射关系, 所对应的就是机械手的逆解问题. 由于冗余自由度的存在, 其解不确定, 需要通过引入额外的约束条件来获得最优解. 比较常用的是在精确定位的基础上引入最佳柔顺性准则^[10], 取 $k+1$ 和 k 时刻的转角差值最小, 即:

$$\sum_{i=1}^n [\theta_i(k+1) - \theta_i(k)]^2 (i = 1, 2, \dots, n) \text{ 最小.}$$

2 RBF 网络

RBF 网络是以函数逼近理论为基础构造的一类前向网络, 具有全局逼近性质和最佳逼近性能. 在结构上具有输出权值线性关系, 同时训练方法快速易行, 不存在 BP 网络那样陷入局部最小的问题.

RBF 网络由输入层、隐层和输出层 3 层组成. 输入层节点只传输信号到隐层; 隐层节点由基函数构成, 基函数对输入信号产生局部响应; 输出层的输出为线性信号. 网络模型^[11]如图 2 所示.

图 2 中: R 表示网络输入的维数; S_1 表示隐含层的神经元个数; S_2 表示输出层的神经元个数; \mathbf{P} 为网络输入向量; $\|\text{dist}\|$ 表示向量之间的距离; 中间为 RBF 网络的隐层; \mathbf{IW} 为输入层与第 1 径向基层神经元的连接权矩阵; \mathbf{LW}_2 为第 1 径向基层输出与第 2 径向基层输入神经元的连接权矩阵; \mathbf{b}_1 和 \mathbf{b}_2 为 2 组径向基层神经元; \mathbf{a}_1 和 \mathbf{a}_2 分别为第 1 径向基层的输出和网络的输出. 根据图 2, 网络的输出可表述为

$$\mathbf{a}_2 = \text{purelin}(\mathbf{LW}_2 \mathbf{a}_1 + \mathbf{b}_2), \quad (3)$$

$$\mathbf{a}_1 = \text{radbas}(\mathbf{n}_1), \quad (4)$$

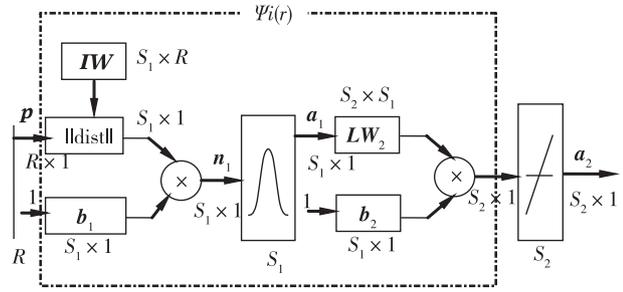


图2 RBF 神经网络模型

Fig.2 RBF neural network model

$$\mathbf{n}_1 = \|\mathbf{IW} - \mathbf{P}\| \cdot \mathbf{b}_1. \quad (5)$$

其中 radbas 表示径向基层采用基函数为激活函数; purelin 表示线性输出层用纯线性函数作为激活函数. 由式(4)可以看出, 径向基网络只对那些靠近输入权值向量的输入产生响应. 由于隐含层对输入信号的响应只在函数的中央位置产生较大的输出, 因此这种网络具有很好的局部逼近能力.

设 Ψ_i 为第 i 个节点的激活函数. RBF 神经网络的输入层实现从 $x - \Psi_i(x)$ 非线性映射, 输出层实现从 $\Psi_i(x) - y_k$ 的线性映射, 式(3)~(5)也可以表示为

$$y_k = \sum_{i=1}^m \omega_{ik} \Psi_i(x), \quad k = 1, 2, \dots, m. \quad (6)$$

其中, m 为输出的节点数.

3 RBF 神经网络构建和训练

本文按照 RBF 神经网络的组成结构来构建网络. 除去输出层外, 需要确定输入层和隐层的相关参数.

考虑到机械手的逆解数学模型(式(2)), 因此选择将每个关节量相对于基坐标系的转动量作为网络的输入, 即输入层为 $\boldsymbol{\theta} = (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n)^T$, 通过隐层的训练, 输出为在空间上的坐标 $(x, y, z)^T$, 也即实现了机器人的空间定位.

关于隐层的选择, 本文采用 RBF 网络常用的高斯函数作为基函数:

$$\Psi_i(x) = \exp\left[-\frac{\|\mathbf{X} - \mathbf{C}_i\|^2}{2\sigma_i^2}\right], \quad i = 1, 2, \dots, m. \quad (7)$$

式(7)中: $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 为 n 维输入向量; $\mathbf{C}_i \in \mathbf{R}^{n \times 1}$ 是高斯函数的中心矢量, 与 \mathbf{X} 具有相同维数; σ_i 为第 i 个感知的变量, 决定了该基函数围绕中心点的宽度; m 是单元个数. 因此, 需要训练的参数有 3 个: 基函数的中心 \mathbf{C} , 宽度 σ (也称为方差) 以及隐含层与输出

层之间的链接权值 ω 。

RBF 函数中心的选取对于网络的性能有着极其重要的影响,如果某些中心靠得太近,会产生近似线性相关,从而带来数值上的病变条件. 目前 RBF 函数中心选取的策略有自组织映射、K-均值算法、遗传算法、基于样本和核函数的相似性度量的算法、正交最小二乘法等. 考虑本文中各类数据样本的特征及算法对全局寻优的能力,因此采用遗传算法确定高斯函数的中心及宽度^[12]。

1) 隐层中心层编码. 定义 $\Phi_i (i=1, 2, \dots, N)$, N 表示样本空间集合个数. 若表示一个 RBF 需要的长度是 L , 则 Φ_i 个字节分别对应 RBF 的中心, 表示中心向量对应的编码。

2) 构造适应度函数. 考虑 (x_i, y_i) 隐层单元点, 则连接权 w 、中心 c 可通过最小化函数

$$f(w, c) = \sum_{i=1}^n (y_i - f(x_i))^T (y_i - f(x_i)) \quad (8)$$

求得, 其中 y_i 是逼近值, $f(x_i)$ 是网络输出. 将权重用来调整输出误差的参数, 并作为适应度函数的一个因子。

3) 计算选择概率及复制. 按公式 $p = \frac{f_i}{\sum f_i}$ 计算, 概率最大的个体复制, 概率最小的个体变异或被复制的替代, 其余的位串交叉操作。

4) 交叉操作. 在落在中心 c_i 的编码内按一定的概率随机产生一个整数作为交叉点。

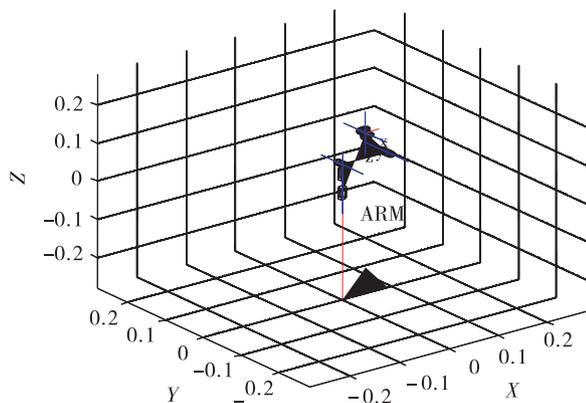
5) 变异. 取变异概率 $p_m = 0.01$ 让遗传因子进行变化。

4 实验及仿真

本文采用 D-H 法对 6 个自由度的冗余机械手进行建模. 软件采用 Matlab R2007b 及其 Robotics Toolbox 和神经网络工具箱^[13-14]. 利用 Robotics Toolbox 工具箱中的 link 函数、robot 函数和 drivebot 构建一个 6 自由度机器人结构, 关节长为 $L = [0.1 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.2 \ 0.1]$, 单位为 m, 如图 3 所示。

图 3a 描绘了 6R 机器人在坐标系中的位置及在 xoy 平面上的投影, 图 3b 为滑块控制. 改变关节参数可以同步地在图 3a 中有着相应的响应. 据此可以得到大量运动学的正解数据, 而 RBF 神经网络的输入样本可以采用运动学正解数据。

得到训练的样本后, 应用 Matlab 中神经网络工具箱的 newrb 函数进行 RBF 网络的创建和训练, 其调用



a. 结构示意图



b. 滑块控制

图 3 6R 机器人仿真结构

Fig. 3 The simulation structure of 6R robot

格式为 $net = newrb(P, T, goal, spread, MN, DF)$, P 为网络输入, T 为网络输出, $goal$ 为网络均方差目标值, $spread$ 为径向基函数的分布系数. 训练时, P 取机械手最终位置数据样本, 范围在 $0 \sim 0.6$ m 之间, T 取式(1)所对应关系. 据前文所述, 在 Matlab 中编程, 利用遗传算法确定高斯函数的中心和宽度, 并在求逆解时考虑最佳柔顺性准则, 最后用上述的 newrb 函数创建神经网络. 根据多次尝试, 得到其他参数的经验设置为: $goal = 0.01$, $spread = 3$, $MN = 150$, $DF = 5$ 。

网络训练如图 4 所示. 经过 120 次迭代后, 网络的训练精度为 0.005 380 52, 达到目标 0.01 的要求。

利用训练好的网络, 通过空间位姿来验证 RBF 网络对冗余机器人运动学求逆的效果, 定义误差和为

$$\Delta E = \left[\sum_{i=1}^6 (\theta_i - \theta_r)^2 \right]^{1/2}, \quad i = 1, 2, \dots, 6. \quad (9)$$

式(9)中, θ_i 和 θ_r 分别表示实际值与期望值, 结果如表 1 所示.

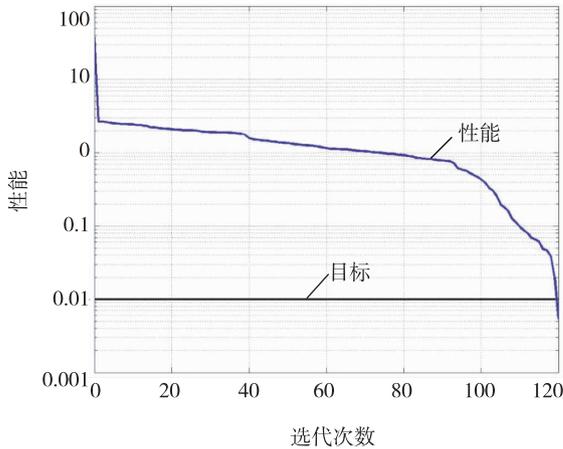


图 4 网络性能训练

Fig. 4 Network performance training

由表 1 可见, RBF 网络工作时误差和在 0.02 ~

0.05 之间, 这个误差和范围比文献[15]提出的使用 BP 算法误差和范围在 0.04 ~ 0.08 之间有了改进, 机械手的工作性能有了进一步的改善.

5 结论

RBF 网络具有逼近任意非线性函数的性质, 可以将低维空间中的非线性可分问题映射到一个高维空间, 使其在高维空间中变为线性可分. 利用这一特性, 构建并训练 RBF 网络, 使之逼近冗余机械手的逆问题的解, 避免了传统数值计算的繁杂过程. 结合冗余机械手的运动学得到训练的数据, 以末端位姿为输入, 关节的变量参数作为网络输出, 实验结果表明这是有效的, 并能满足误差的要求, 但是对于更为复杂的控制, RBF 网络对样本的数量也有很大的要求, 同时隐含层的神经元数目将大大的增加, 运算的时间也会增加, 这也是在做复杂控制时需要考虑的问题.

表 1 RBF 网络逆解结果

Table 1 Results of inverse problem with RBF network

组别	$\theta_1/(\circ)$		$\theta_2/(\circ)$		$\theta_3/(\circ)$		$\theta_4/(\circ)$		$\theta_5/(\circ)$		$\theta_6/(\circ)$		ΔE
	期望值	RBF	期望值	RBF	期望值	RBF	期望值	RBF	期望值	RBF	期望值	RBF	
1	-45.00	-45.013	90.00	89.988	20.00	20.021	20.00	20.018	20.00	20.010	0	0.007	0.035
2	18.00	18.012	-90.00	-89.993	0	0.006	0	0.007	-10.00	-9.988	0	0.004	0.021
3	10.00	10.011	-60.00	-60.010	15.00	15.013	30.00	29.992	-20.00	-19.998	10.00	10.012	0.025

参考文献

References

- [1] 蔡鹤皋. 机器人将是 21 世纪技术发展的热点[J]. 中国机械工程, 2000, 11(1/2): 58-60
CAI Hegao. Robot will be a hot spot of technological development in the twenty first century[J]. China Mechanical Engineering, 2000, 11(1/2): 58-60
- [2] 陆震. 冗余自由度机器人原理及应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007: 1-5
LU Zhen. Principle and application of redundancy DOF robot[M]. Beijing: China Machine Press, 2007: 1-5
- [3] Krieger C, Hosticka B J. Inverse kinematics computations with modified CORDIC iterations[J]. IEEE Proceedings of Computers and Digital Techniques, 1996, 143(1): 87-92
- [4] Manocha D, Canny J. Real time inverse kinematics for general 6R manipulators[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1992: 383-389
- [5] Lu B L, Ito K. Regularization of inverse kinematics for redundant manipulators using neural network inversions[C] // Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks, 1995: 2726-2731
- [6] Martinetz T M, Ritter H J, Schulten K J. Three dimensional neural net for learning visuomotor coordination of a robot arm[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1990, 1(1): 131-136
- [7] 张培艳, 吕恬生, 宋立博. 基于径向基函数网络的 MOTOMAN 机械手运动学逆解[J]. 机械科学与技术, 2004, 23(5): 523-525
ZHANG Peiyan, LÜ Tiansheng, SONG Libo. A RBF-network-based method for solving inverse kinematics of MOTOMAN manipulator[J]. Mechanical Science and Technology, 2004, 23(5): 523-525
- [8] 申晓宁, 李胜, 郭毓, 等. 基于多目标遗传算法的冗余机械手逆解算法[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(2): 399-403
SHEN Xiaoning, LI Sheng, GUO Yu, et al. Multi-objective genetic algorithm for inverse kinematics Problem of redundant manipulator[J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(2): 399-403
- [9] 蔡自兴. 机器人学[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000: 46-83
CAI Zixing. Robotics[M]. Beijing: Tsinghua University Press, 2000: 46-83
- [10] 罗小平, 韦巍. 一种基于生物免疫遗传学的冗余机械

- 手轨迹规划新方法[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(3):299-304
 LUO Xiaoping, WEI Wei. A new trajectory planning method for redundant manipulator based on immunogenetics [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002, 15(3):299-304
- [11] 侯媛彬, 杜京义, 汪梅. 神经网络[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2007:165-187
 HOU Yuanbin, DU Jingyi, WANG Mei. Neural network [M]. Xi'an: Xidian University Press, 2007:165-187
- [12] 刘志平, 王汝凉, 江桥辉, 等. 基于遗传算法的 RBF 神经网络中心值优化研究[J]. 广西师范学院学报: 自然科学版, 2009, 26(1):99-102
 LIU Zhiping, WANG Ruliang, JIANG Qiaohui, et al. RBFNN center optimization research based on genetic algorithm[J]. Journal of Guangxi Teachers Education University: Natural Science Edition, 2009, 26(1):99-102
- [13] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 Matlab R2007 实现 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2007:61-118
 GE Zhexue, SUN Zhiqiang. Neural network theory and Matlab R2007 realization [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2007:61-11
- [14] 闻新, 周露, 李翔, 等. Matlab 神经网络仿真与应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2003:288-295
 WEN Xin, ZHOU Lu, LI Xiang, et al. Simulation and application of Matlab neural network [M]. Beijing: Science Press, 2003:288-295
- [15] 张培艳, 吕恬生, 宋立博. 基于 BP 网络的 MOTOMAN 机器人运动学逆解研究[J]. 机电工程, 2003, 20(2):56-58
 ZHANG Peiyan, LÜ Tiansheng, SONG Libo. Study on BP networks-based inverse kinematics of MOTOMAN manipulator [J]. Mechanical & Electrical Engineering Magazine, 2003, 20(2):56-58

A redundant manipulator inverse kinematic resolution based on RBF net

YE Xiaoling¹ ZHA Ting¹ HU Kai¹

¹ School of Information & Cybernetics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044

Abstract Aiming at the characteristics of nonlinear, strong coupling and time-varying in the field of redundant manipulator kinematics, a method of nonlinear fitting and system identification based on radial basic function (RBF) neural network is adopted. RBF neural network, with the capabilities of good approximation, fast convergence, strong nonlinear processing ability and etc., can effectively resolve the redundant manipulator inverse kinematics problem. Meanwhile, the center parameters of RBF network are selected by genetic algorithm to improve the performance and efficiency. The 6-DOF manipulator kinematic modeling and simulation is implemented with Matlab and the calculated results verify the effectiveness of the method proposed in this paper.

Key words redundant manipulator; Radial Basic Function (RBF) networks; genetic algorithm