

DOI:10.15923/j.cnki.cn22-1382/t.2017.2.11

# 微分进化优化神经网络 KUKA 机器人 逆运动学求解

白文峰, 刘纪阳, 雷宇欣

(长春工业大学 电气与电子工程学院, 吉林 长春 130012)

**摘要:** 结合 KUKA 机器人的正运动学分析, 将正运动学求解的结果作为 DE-BP 优化网络的训练样本, 求解了机器人逆运动学问题。

**关键词:** 机器人; 微分进化; 神经网络; 逆运动学求解

**中图分类号:** TP 241.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-1374(2017)02-0162-05

## Inverse kinematics solution of KUKA robot based on improved differential evolution-neural network

BAI Wenfeng, LIU Jiyang, LEI Yuxin

(School of Electrical & Electronic Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

**Abstract:** The results from forward kinematics analysis for KUKA robot is taken as the training samples for differential evolution-neural network to solve the inverse kinematics problems.

**Key words:** robot; differential evolution; neural network; inverse kinematics.

### 0 引言

机械臂运动学研究的是机械臂的运动规律, 而非机械臂动作的力和力矩。主要研究内容包括: 正运动学求解问题和逆运动学求解问题<sup>[1]</sup>。机器人运动学正问题, 就是根据给定的各关节角度求解出机器人末端执行器在工作空间上的位姿。机器人运动学逆问题是依据机器人末端执行器(手端)在工作空间上的位姿求得各对应关节变量的过程。目前, 求解逆运动学的主要方法有: 解

析法、几何法、迭代法、几何-解析法、符号及数值法<sup>[2]</sup>。然而, 实际应用中不容易得到精准的机器人模型, 导致上述方法存在一定不足, 如多解、奇异性、收敛速度慢及计算量大等问题。文中采用的神经网络具有很强的非线性映射能力, 依靠网络结构就能求得机器人的运动学逆解, 而不用考虑机器人有几个自由度<sup>[3-5]</sup>。考虑到神经网络训练时存在收敛速度慢、迭代次数多等缺点, 文中采用微分进化 DE 算法对 BP 网络结构参数进行优化, 从而快速获得更高精度的逆解。

收稿日期: 2016-08-17

作者简介: 白文峰(1962—), 男, 汉族, 吉林长春人, 长春工业大学教授, 硕士, 主要从事智能仪器与智能控制方向研究, E-mail: baiwenfeng@ccut.edu.cn.

### 1 KUKA 机器人 D-H 描述

研究的 KUKA 工业机器人共有 6 个自由度, 各个关节均可旋转, 机器人末端操作手的位置由前 3 个关节控制, 姿态由后 3 个关节控制。建立 KUKA 工业机器人的连杆坐标系模型<sup>[6-7]</sup> 如图 1 所示。

各连杆参数见表 1。

$\theta_i, d_i, a_i, \alpha_i$  这 4 个参数称为 D-H 参数, 其中,  $d_i, a_i, \alpha_i$  是代表机器人结构参数的常量,  $\theta_i$  用来控制机器人位姿的关节变量。

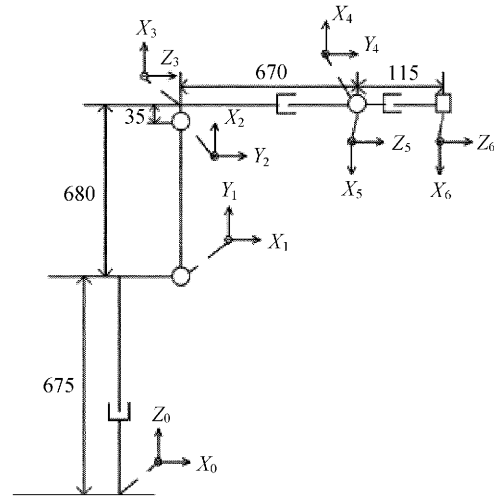


图 1 KUKA 工业机器人的连杆坐标系

表 1 KUKA 工业机器人的 D-H 参数

连杆 $i$	$\theta_i / (^\circ)$	$d_i / \text{mm}$	$a_i / \text{mm}$	$\alpha_i / (^\circ)$	$\theta_i$ 范围 / $(^\circ)$
1	0	675	260	90	-185~185
2	90	0	645	0	-155~35
3	0	0	35	90	-130~154
4	0	670	0	90	-350~350
5	180	0	0	90	-130~130
6	0	115	0	0	-350~350

根据表 1 中各连杆参数和关节变量值, 利用 的齐次变换矩阵: 刚体运动学理论知识<sup>[8]</sup> 计算出连杆  $i-1$  到连杆  $i$

$$\begin{aligned}
 {}^{i-1}T_i &= \text{Trans}(z_{i-1}, d_i) \text{Rot}(z_{i-1}, \theta_i) \text{Trans}(x_i, a_i) \text{Rot}(x_i, \alpha_i) = \\
 &= \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i & 0 & 0 \\ s\theta_i & c\theta_i & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & a_i \\ 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & c\alpha_i & -s\alpha_i & 0 \\ 0 & s\alpha_i & c\alpha_i & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = \\
 &= \begin{bmatrix} c\theta_i & -s\theta_i c\alpha_i & s\theta_i s\alpha_i & a_i c\theta_i \\ s\theta_i & c\theta_i c\alpha_i & -c\theta_i s\alpha_i & a_i s\theta_i \\ 0 & s\alpha_i & c\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{1}
 \end{aligned}$$

其中,  $s\theta_i = \sin\theta_i, c\theta_i = \cos\theta_i, s\alpha_i = \sin\alpha_i, c\alpha_i = \cos\alpha_i$ 。

根据串联刚体间的链式关系, 将连杆变换矩阵连乘, 可以得到由机器人基准坐标系到末端坐标系的转换关系, 即机器人末端(手端)相对于机器人基准坐标系的位置:

$${}^0T_6 = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

机器人操作手相对于基准坐标系的位置为  $p = [x, y, z]^T$ , 描述机器人末端(手端)姿态的 RPY 欧拉角可表示为<sup>[9]</sup>:

$$\begin{cases} R_x = \arctan2(o_z, a_z); \\ R_y = \arctan2(-n_z, \sqrt{n_x^2 + n_y^2}); \\ R_z = \arctan2(n_y, n_x) \end{cases} \quad (3)$$

由上述可知,如若给定各关节角度,就能够求解出 KUKA 机器人操作手端的位姿  $P = [p \text{ PRY}]$ 。

## 2 DE 和 BP 算法

微分进化(DE)是一种随机优化算法<sup>[10]</sup>。除了具有强大的全局搜索性能外,还具有鲁棒性好、快速、简单等特点。它的变异算子是由种群中任意选取的多对向量的差值得到的,这是与其它进化算法的不同之处。在非线性问题上,该算法优于其它进化算法。微分进化(DE)的基本操作步骤是:构造矢量参数集,通过杂交、变异和选择得到初始化群体,对种群逐步进化得到最优解。

BP 网络主要由三部分构成:输入层、中间层和输出层<sup>[11-13]</sup>。包含有正向传播和反向传播两个学习过程。主要训练思想是:信息从输入层经中间层而后再经过输出层得到一个实际输出值,若与预期值存在一定偏差,网络就会反向传播,逐一修正各层神经元的权值和阈值。如此不断反复地迭代更新权值和阈值,直到求得实验预期的输出值为止。BP 神经网络存在诸多不足,如训练过程中容易陷入局部最优;学习新样本存在遗失原样本的可能;在原始数据信噪比低时存在不收敛的情况。因此,文中运用了 DE 算法优化 BP 神经网络参数以避免以上问题,减少了优化过程对种群原始数据的依赖,使得算法的全局搜索能力更加优良。

## 3 DE-BP 算法的实现

采用的 BP 网络结构如图 2 所示。

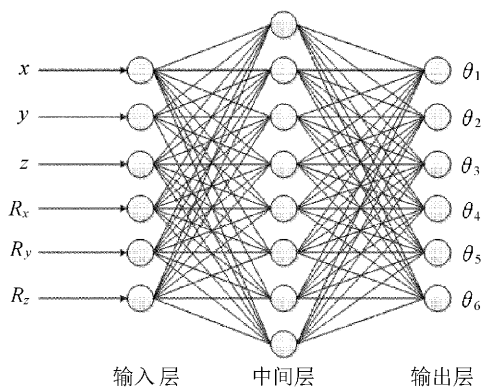


图 2 BP 神经网络结构

机器人末端的空间位姿  $P = [x, y, z, R_x, R_y, R_z]$  作为 BP 网络的 6 个输入,中间层有 8 个隐含结点,BP 网络的输出分别是 6 个关节变量

$$\theta = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6]$$

文中用微分进化算法对 BP 神经网络的阈值和权值进行优化,使下面的适应度函数达到最小值:

$$d = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j (y_{i,j} - y_{i,j}^T)^2 \quad (4)$$

式中:  $y_{i,j}$  —— BP 神经网络的实际输出;

$y_{i,j}^T$  —— BP 神经网络的预期输出。

DE 优化 BP 神经网络的工作流程如图 3 所示。

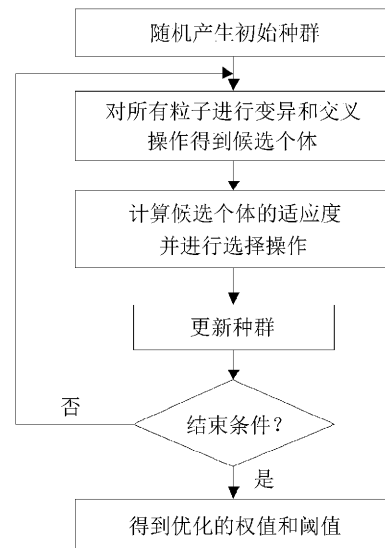


图 3 DE 优化 BP 神经网络的过程

1) 根据样本数据确定 BP 神经网络的初始权值和阈值,由这些权值和阈值作为微分进化算法的初始化种群;设定 DE 算法的种群规模  $NP = 220$ ,变异因子  $F = 0.6$ ,交叉因子  $CR = 0.5$ ,最大迭代次数  $A = 500$ 。

2) 采用粒子群杂交、变异的方式求得新一代候选个体;对个体适应度评估,选择最优个体更新原有粒子群。

3) 循环迭代直到求出满足条件的阈值和权值,然后替换 BP 神经网络原有的阈值和权值。

## 4 仿真分析

仿真实验基于 MATLAB 的 Robotics 工具箱和神经网络工具箱对 DE-BP 神经网络的有效性进行验证。通过式(2)和式(3)计算关节空间  $\{\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6\}$  对应的机器人末端执行器位

姿矩阵  $\{x_i, y_i, z_i, R_{x_i}, R_{y_i}, R_{z_i}\}$ , 从而得到学习样本  $\{x_i, y_i, z_i, R_{x_i}, R_{y_i}, R_{z_i}\} \rightarrow \{\theta_{1i}, \theta_{2i}, \theta_{3i}, \theta_{4i}, \theta_{5i}, \theta_{6i}\}$ 。网络的输入为机器人位姿矩阵, 网络输出为各关节角度。将误差精度等级设为 0.001, 以  $\theta_2$  为例, 对期望输出值与预期输出值进行误差比较试验。

采用同样的训练样本, 分别选用标准 BP 网络和 DE-BP 网络进行逆运动学求解, 仿真得到期望输出和实际输出的误差, 如图 4 和图 5 所示。

显然, 优化后的 BP 网络误差更符合要求。

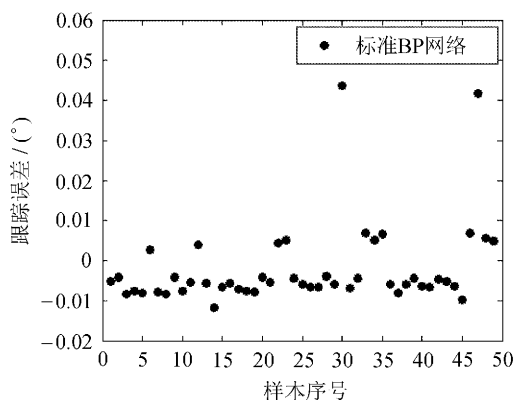


图 4 标准 BP 网络输出误差

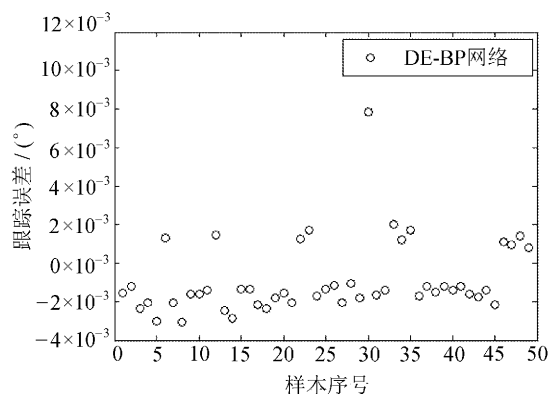


图 5 DE-BP 网络输出误差

### 5 DE-BP 网络的 KUKA 机器人运动学

根据 KUKA 机器人的可动范围及各关节角实际参数, 可以确定各个关节角的取值范围为:

$$\begin{aligned} -180^\circ &\leq \theta_1, \theta_4, \theta_6 \leq 180^\circ \\ -120^\circ &\leq \theta_3, \theta_5 \leq 120^\circ \\ -120^\circ &\leq \theta_2 \leq 35^\circ \end{aligned}$$

网络训练成功后, 在机器人工作空间随机选取 8 组测试数据, 将待测数据送入网络中, 验证结果见表 2。

表 2 DE-BP 网络对 KUKA 机器人逆解的求解结果

关节角	测试数据							
	第 1 组		第 2 组		第 3 组		第 4 组	
	目标值	实际值	目标值	实际值	目标值	实际值	目标值	实际值
$\theta_1$	-35.000 0	-34.998 7	-45.000 0	-44.998 7	15.000 0	15.002 4	55.000 0	55.003 1
$\theta_2$	25.000 0	25.001 7	25.000 0	25.001 2	20.000 0	20.001 5	-30.000 0	29.997 4
$\theta_3$	-30.000 0	-29.997 6	15.000 0	15.002 2	45.000 0	45.001 9	60.000 0	60.002 1
$\theta_4$	15.000 0	15.001 2	60.000 0	60.001 4	28.000 0	28.001 1	70.000 0	70.001 8
$\theta_5$	40.000 0	39.998 7	20.000 0	19.998 1	-80.000 0	-80.001 6	0.000 0	0.001 3
$\theta_6$	10.000 0	10.001 6	0	0.001 3	75.000 0	75.001 8	50.000 0	50.002 2
关节角	测试数据							
	第 5 组		第 6 组		第 7 组		第 8 组	
	目标值	实际值	目标值	实际值	目标值	实际值	目标值	实际值
$\theta_1$	30.000 0	30.002 1	95.000 0	94.998 8	10.000 0	10.002 1	25.000 0	25.003 2
$\theta_2$	-60.000 0	-60.001 4	10.000 0	10.002 5	15.000 0	15.001 4	30.000 0	30.001 4
$\theta_3$	75.000 0	75.001 6	-40.000 0	-40.001 3	5.000 0	4.998 3	20.000 0	20.001 7
$\theta_4$	0.000 0	0.001 1	100.000 0	99.991 3	30.000 0	30.001 6	50.000 0	50.001 5
$\theta_5$	45.000 0	45.001 7	-90.000 0	-89.998 5	50.000 0	50.001 2	15.000 0	15.001 4
$\theta_6$	25.000 0	25.001 4	-15.000 0	-15.001 2	-35.000 0	-35.001 4	5.000 0	4.998 6

## 6 结 语

采用微分进化算法优化 BP 神经网络权值和阈值的方法在一定程度上解决了难以在初始阶段设定 BP 神经网络权值和阈值难的问题,实现了二者的互补,使得 BP 神经网络能够较快地求得关节变量的最优解。仿真结果证明,此算法使误差精度基本达到了机器人逆运动学问题求解的要求。

### 参考文献:

- [1] 蔡自兴. 机器人学[M]. 2 版. 北京: 清华大学出版社, 2009.
- [2] Niku S B. 机器人学导论: 分析、系统及应用[M]. 孙富春, 朱纪洪, 刘国栋, 等, 译. 北京: 电子工业出版社, 2004.
- [3] Karlik B, Aydin S. An improved approach to the solution of inverse kinematics problems for robot manipulators[J]. *Engineering Application of Artificial Intelligence*, 2000, 13: 159-164.
- [4] 陈学生, 陈在礼, 孔民秀, 等. 基于神经网络的 6-SPS 并联机器人正运动学精确求解用[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2002, 34(1): 120-124.
- [5] Martinetz M, Ritter J, Schulten J. Three-dimensional neural net for learning visuomotor coordination of a robot arm[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 1990(1): 131-136.
- [6] 熊有伦. 机器人技术基础[M]. 2 版. 武汉: 华中理工大学出版社, 1997.
- [7] 魏厚忠, 薛丹, 焦立奇, 等. 基于 KUKA6 自由度机器人的误差分析与仿真[J]. 长春工业大学学报: 自然科学版, 2012, 33(3): 328-332.
- [8] 王德伦. 机械运动微分几何学分析与综合[M]. 北京: 机械工业出版社, 2015.
- [9] 宋伟刚. 机器人学—运动学、动力学与控制[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [10] 冯琦, 周德云. 基于微分进化算法的时间最优路径规划[J]. *计算机工程与应用*, 2005, 41(12): 74-75, 222.
- [11] 钟珞, 饶文碧, 邹承明. 人工神经网络及其融合应用技术[M]. 北京: 科学出版社, 2007.
- [12] 高隽. 人工神经网络原理及其仿真实例[M]. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [13] 葛哲学, 孙志强. 神经网络理论与 MATLABR2007 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2007.