

基于 BP 神经网络的排爆机械臂逆运动学分析

李文博, 曹兵, 张云波

(南京理工大学 机械工程学院, 南京 210094)

摘要: 机械臂逆运动学是已知末端执行器的位姿求解机械臂各关节变量, 主要用于机械臂末端执行器的精确定位和轨迹规划, 如何高效的求解机械臂运动学逆解是机械臂轨迹控制的难点; 针对传统的机械臂逆运动学求解方法复杂且存在多解等问题, 提出一种基于 BP 神经网络的机械臂逆运动学求解方法; 以四自由度机械臂为研究对象, 对其运动学原理进行分析, 建立 BP 神经网络模型并对神经网络算法进行改进, 最后使用 MATLAB 进行仿真验证; 仿真结果表明: 使用 BP 神经网络模型求解机械臂逆运动学问题设计过程简单, 求解精度较高, 一定程度上避免了传统方法的不足, 是一种可行的机械臂逆运动学求解方法。

关键词: 机械臂; 逆运动学; 神经网络; 最优化算法

Inverse Kinematics Analysis of Anti-bomb Robot Based on BP Neural Network

Li Wenbo, Cao Bing, Zhang Yunbo

(School of Mechanical Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: Manipulator inverse trajectory which means to solve the joint variable by the end of the mechanical arm position is mainly used in the accurate location and trajectory planning of the end executor. How to efficiently solve the inverse solution of kinematics of robotic is the difficulty. In view of the traditional algorithm of robot arm inverse kinematics is complex and there are multiple solutions, this paper proposes a mechanical arm inverse kinematics method based on BP neural network. With four degrees of freedom mechanical arm as the research object, analyses its kinematics principle, on the basis of improving the BP neural network algorithm, the mechanical arm are simulated and modeled by using MATLAB toolbox. The results show that using BP neural network model to solve inverse kinematics which avoids the disadvantages of traditional methods is simple in design and precision; it is a feasible manipulator inverse kinematics solution.

Keywords: robot arm; inverse kinematics; neural networks; optimization algorithm

0 引言

排爆机器人用于代替排爆人员搬运、转移和销毁可疑爆炸物及其它有害危险品, 有效避免了不必要的人员伤亡。目前, 排爆机器人在发达国家应用广泛, 而我国由于起步较晚, 仍处于快速发展阶段。排爆机器人的机械臂运动学包括正运动学和逆运动学两部分^[1]。其中机械臂逆运动学问题是机械臂运动学分析的难点, 一直受到国内外机器人研究者的关注。

机械臂逆运动学求解是正运动学求解的反过程, 属于非线性问题。机器人逆运动学求解的传统方法有迭代法、解析法和几何法^[2]。Paul 等提出的机械臂运动学解析解法对后来的机械臂逆运动学问题研究具有指导性的作用^[3]。Regnier 等提出一种基于迭代法和分布式的算法, 能够求出多种结构的六自由度机械臂的位置逆解^[4]。徐德等系统地分析了 5 自由度机械臂的正运动学和逆运动学, 证明该机械臂不存在奇异性位姿问题^[5]。蒋宏超等采用矩阵逆乘的解析解法求解机械臂的正运动学模型, 得到六自由度机械臂逆运动学的完整解析解^[6]。李宪华等针对六自由度模块化串联机械臂, 提出采用几何方法求解机械臂前 3 个关节、使用反变换法求解后 3 个关节的组合解

法, 得到了机械臂逆运动学的完整解析解^[7]。以上方法都可以求解机械臂逆运动学问题, 但具有一定的局限性, 而且求解过程复杂, 涉及多解和奇异性等问题。随着科技的发展, 机器人的设计要求越来越高, 这些传统方法已经满足不了机器人的性能需求。因此, 有必要寻求一种新的方法来求解机械臂逆运动学。近年来, 神经网络作为一种新技术引起了研究者的兴趣, 神经网络是一种模仿人类神经网络行为特征, 进行分布式并行信息处理的算法数学模型^[8]。

机械臂逆运动学求解是一个复杂的非线性问题, 而 BP 神经网络具有较好的非线性拟合能力, LM (Levenberg-Marquardt) 最优化训练方法收敛速度快, 特别适用于数据量较大的复杂模型。因此, 文中结合 BP 神经网络和 LM 优化算法设计一个三层 BP 神经网络模型来求解机械臂逆运动学, 重点分析四自由度机械臂的逆运动学求解, 通过仿真不断调整神经网络的模型参数, 选取出自仿真结果较好的参数, 并对仿真结果进行分析。

1 排爆机械臂运动学分析

文中以实验室自主研发的排爆机械臂为分析对象, 该机械臂由 5 个步进电机驱动, 包含 4 个转动关节和一个末端夹手, 末端夹手只控制夹取物体, 与运动学无关, 所以运动学分析时忽略夹手关节, 其余的 4 个关节分别为底座回转、大臂回转、小臂回转、手爪回转。

1.1 建立机械臂坐标系

机械臂是由多个连杆串联而成, 各连杆的关系由 4 个参数

收稿日期: 2015-07-19; 修回日期: 2015-08-28。

作者简介: 李文博(1988-), 男, 河南周口人, 硕士研究生, 主要从事机电一体化方向的研究。

曹兵(1967-), 男, 河南南阳人, 副教授, 硕士研究生导师, 主要从事弹药工程与爆炸技术方向的研究。

描述：公共法线距离 a_i 、垂直于 a_i 所在平面内两轴的夹角 α_i 、两连杆的相对位置 d_i 、两连杆法线的夹角 θ_i ，其中 a_i 和 α_i 两个参数描述单个连杆， d_i 和 θ_i 两个参数描述相邻两杆的关系，这些描述机构运动关系的连杆参数称为 D-H 参数^[9]。建立机械臂各连杆的固定坐标系，如图 1 所示。经过变换组合，得到 D-H 的齐次变换矩阵如式 (1) 所示：

$${}_{i-1}^{-1}T = \text{rot}(z_{i-1}, \theta_{i-1}) \text{trans}(z_{i-1}, d_i) \text{trans}(x_i, a_i) \text{rot}(x_i, \alpha_i) = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i \cos\alpha_i & \sin\theta_i \sin\alpha_i & a_i \cos\theta_i \\ 0 & \cos\theta_i \cos\alpha_i & -\cos\theta_i \sin\alpha_i & a_i \sin\theta_i \\ \cos\alpha_i \sin\theta_i & \sin\alpha_i & \cos\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

${}_{i-1}^{-1}T$ 表示连杆 $i+1$ 到连杆 i 的齐次变换矩阵。机械臂的 D-H 参数如表 1 所示：表中 $a_2 = 360 \text{ mm}$ ， $d_1 = 246 \text{ mm}$ ， $d_4 = 470 \text{ mm}$ 。

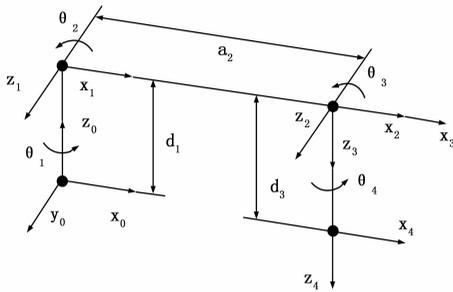


图 1 机械臂坐标系

表 1 机械臂 D-H 参数表

杆件 i	关节变量	α_i	a_i	d_i
1	θ_1	90°	0	d_1
2	θ_2	0	a_2	0
3	θ_3	90°	0	0
4	θ_4	0	0	d_4

1.2 正运动学分析

求解运动学方程包括正运动学和逆运动学两个方面。正运动学求解指已知各杆的结构参数和关节变量，求末端执行器的空间位姿，即求 0_4T 。由表 1 中的结构参数求得机械臂的正运动学方程如式 (2) 所示：

$${}^0_4T = {}^0_1T {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} n_x &= c_1 c_2 c_3 c_4 + s_1 s_3 c_4; & n_y &= -c_1 s_3 c_4 \\ n_z &= s_1 c_2 c_3 c_4; & o_x &= -c_1 c_2 c_3 s_4 - s_1 s_3 s_4 + s_1 c_4 \\ o_y &= c_1 s_3 s_4 - c_1 c_4; & o_z &= -s_1 c_2 c_3 s_4 \\ a_x &= c_1 c_2 s_3 + c_1 s_2 c_3; & a_y &= 0 \\ a_z &= s_1 c_2 s_3 + s_1 s_2 c_3 - c_2 c_3 \\ p_x &= d_4 c_1 s_{23} + a_2 c_1 c_2; & p_y &= 0 \\ p_z &= d_4 (s_1 s_{23} - c_2 c_3) + a_2 (s_1 c_2 + s_2) + d_1 \end{aligned}$$

其中： $s_i = \sin\theta_i$ ； $c_i = \cos\theta_i$ ； $s_{ij} = \sin(\theta_i + \theta_j)$

1.3 逆运动学分析

机械臂逆运动轨迹控制的基础是逆运动学求解，即已知末端执行器的空间位姿求解各连杆的关节变量，这里以解析法求

解机械臂逆运动学。首先式 (2) 两边同时左乘 0_1T 的逆矩阵，可求得 1_4T 的两种表达式如式 (3) 式 (4) 所示，由于空间有限且第 3、4 列与第 1 列结构相似，式 (4) 进行简写。

$${}^1_4T = {}^1_2T {}^2_3T {}^3_4T = \begin{bmatrix} c_2 c_3 c_4 & -c_2 c_3 c_4 & c_{23} & d_4 c_{23} + a_2 c_2 \\ 0 & 0 & -c_2 c_3 & a_2 s_2 - d_4 c_2 c_3 \\ c_4 s_3 & c_4 - s_3 s_4 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

$${}^1_4T = [{}^0_1T]^{-1} {}^0_4T = \begin{bmatrix} \frac{n_x}{c_1} + \frac{s_1 n_y}{c_1^2} & \cdot & \cdot & \frac{p_x}{c_1} + \frac{s_1 p_y}{c_1^2} \\ -\frac{s_1 n_x}{c_1} - \frac{s_1^2 n_y}{c_1^2} + n_z & \cdot & \cdot & -\frac{s_1 p_x}{c_1} - \frac{s_1^2 p_y}{c_1^2} + p_z - d_1 \\ -\frac{n_y}{c_1} & \cdot & \cdot & -\frac{p_y}{c_1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

令式 (3) 式 (4) 的对应项 (2, 1) 相等可以求得关于 θ_1 的两组解：

$$-n_x \tan\theta_1 - n_y \tan^2\theta_1 + n_z = 0 \quad (5)$$

$$\Rightarrow \tan\theta_1 = \frac{-n_x \pm \sqrt{n_x^2 - 4n_y n_z}}{2n_y} \quad (6)$$

令式 (3) 式 (4) 的对应项 (1, 3) (1, 4) 分别对应相等可以求得 θ_2 的解：

$$\begin{cases} c_{23} = \frac{a_x}{c_1} + \frac{s_1 a_y}{c_1^2} \\ d_4 c_{23} + a_2 c_2 = \frac{p_x}{c_1} + \frac{s_1 p_y}{c_1^2} \end{cases} \quad (7)$$

$$\Rightarrow \left\{ \mathop{\mathrm{mathop}}\limits_{\setminus \mathrm{limits}} \right\}_2 = \frac{c_1 p_x + s_1 p_y - c_1 a_x d_4 - s_1 a_y d_4}{a_2 c_1^2} \quad (8)$$

令式 (3) 式 (4) 的对应项 (2, 3) 相等可以求得 θ_3 的解：

$$-c_2 c_3 = -\frac{s_1 a_x}{c_1} - \frac{s_1^2 a_y}{c_1^2} + a_z \quad (9)$$

$$\Rightarrow c_3 = \frac{s_1 a_x}{c_1 c_2} + \frac{s_1^2 a_y}{c_1^2 c_2} - \frac{a_z}{c_2} \quad (10)$$

令式 (3) 式 (4) 的对应项 (3, 1) 相等可以求得 θ_4 的解：

$$c_4 s_3 = -\frac{n_y}{c_1} \quad (11)$$

$$\Rightarrow c_4 = -\frac{n_y}{s_3 c_1} \quad (12)$$

以上是基于矩阵逆乘的解析法求解机械臂逆运动学，求得该四自由度机械臂存在两组解析解。但这种方法求解逆运动学时存在两点不足：1) 机械臂各关节角度间存在复杂的耦合关系，使得解耦过程非常复杂；2) 机械臂各关节角度与机械臂末端的空间位置是多对一的关系，传统的解析解很难得到单一的优化解，此时需要根据机械臂的结构特点选取优化解。而使用神经网络求解机械臂逆运动学可以避免解析法的不足，提高运算速度，满足系统实时性的需求。

2 BP 神经网络设计

机械臂逆运动学求解实质就是由决定机械臂末端执行器位姿的 12 个变量去求解机械臂 4 个关节变量，这一过程可以使

用神经网络模型来完成。神经网络具有非线性特征, 能够很好的逼近任意复杂的非线性系统, 能够处理多输入多输出系统, 非常适合于多变量系统。

2.1 神经网络结构设计

典型的 BP 神经网络包括输入层、隐含层和输出层, 层与层之间采用全互联方式, 同层之间不存在连接, 隐含层可以有一层或多层, 典型的三层网络拓扑结构如图 2 所示。

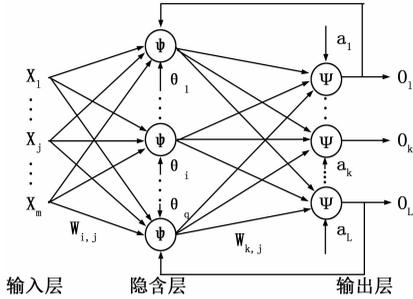


图 2 典型三层 BP 神经网络结构图

文中依据四自由度机械臂设计了一个 3 层 BP 神经网络模型来解决机械臂逆运动学的求解问题, 网络包括输入层、隐含层和输出层, 隐含层采用单层结构。神经网络的输入是机械臂末端执行器的空间位姿, 即 0T , 考虑到 0T 中有 4 个常量, 所以设定输入层有 12 个神经元节点, 每个节点接受一个输入信号, 12 个输入信号构成输入向量 x , 如式 (13) 所示。

$$x = [n_x, n_y, n_z, o_x, o_y, o_z, a_x, a_y, a_z, p_x, p_y, p_z] \quad (13)$$

神经网络的输出是机械臂的 4 个关节变量, 构成输出向量 o , 如式 (14) 所示。

$$o = [\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4] \quad (14)$$

网络的学习速率决定每一次循环训练中所产生的权值变化量, 一般情况下, 倾向于选取较小的学习速率以保证系统的稳定性, 学习速率的选取范围在 0.01~0.8 之间。隐含层的传递函数为 *tansig* 函数, 由于整个网络的输出为任意值, 所以输出层的传递函数为 *purelin* 函数。

2.2 改进神经网络算法

基本 BP 神经网络的算法包括信号的前向传播和误差的反向传播, 即计算实际输出按从输入到输出的方向进行, 而权值和阈值的修正从输出到输入的方向进行^[10]。误差的反向传播首先由输出层开始逐层计算各层神经元的输出误差, 然后根据误差梯度下降法来调节各层的权值和阈值, 使修正后网络的最终输出能接近期望值。系统对 P 个训练样本的总误差准则函数为:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^L (T_k^p - o_k^p)^2 \quad (15)$$

BP 算法的实质是求解误差函数的最小值问题。它采用非线性规划中的最速下降方法, 按误差函数的负梯度方向修改权值, 但这种算法在函数训练中存在学习效率低, 收敛速度慢, 易陷入局部极小状态等问题, 所以需要改进 BP 算法。

BP 算法的改进主要有两种途径, 一种是采用启发式学习算法, 另一种是采用基于数值最优化理论的训练算法。文中使用 LM 最优化方法对神经网络进行训练。BP 算法中牛顿法的收敛速度快, 但在每一次的迭代中, 牛顿法都要求出表现函数的二次导数 Hessian 阵 A_k , 如式 (16) 所示, 这就使得计

算量变得很大, 而 LM 方法不需要计算 Hessian 阵, Hessian 阵可以用式 (17) 来近似替代:

$$x_{k+1} = x_k - A_k^{-1} g_k \quad (16)$$

$$H = J^T J \quad (17)$$

其梯度为:

$$g = J^T e \quad (18)$$

其中, J 是雅克比 (Jacobian) 矩阵, 它含有网络训练误差的一阶导数, 是权值和阈值的函数。 e 是网络训练误差向量。则权值和阈值的调整公式如式 (19) 所示:

$$x_{k+1} = x_k - [J^T J + \mu I]^{-1} J^T e \quad (19)$$

当 $\mu = 0$ 时, 式 (18) 变成具有近似 Hessian 阵的牛顿法。当 μ 较大时, LM 算法就更接近小步长的梯度法。在迭代过程中, 如果训练成功, 就减小 μ 的值, 如果训练失败, 就增加 μ 的值, 这样表现函数最终会减小到一定值^[11]。

3 仿真与结果分析

MATLAB 是一种用于算法开发、数据可视化、数据分析以及数值计算的高级技术计算语言和交互式环境, 内部含有丰富的调用函数。文中使用 MATLAB 的 robotics 工具箱和神经网络工具箱对机械臂进行建模和仿真。

3.1 仿真设计

利用 MATLAB 的 Robotics 工具箱建立四自由度机械臂的模型, 依据机械臂的结构确定各关节变量的取值范围, 如表 2 所示。

表 2 各关节变量的取值范围

关节变量 θ_i	取值范围 (rad)
θ_1	$-\frac{\pi}{2} \sim \frac{\pi}{2}$
θ_2	$0 \sim \frac{\pi}{2}$
θ_3	$-\frac{\pi}{4} \sim \frac{\pi}{2}$
θ_4	$-\frac{\pi}{2} \sim \frac{\pi}{2}$

将各关节变量的取值范围均分为 500 份, 在 Robotics 工具箱中进行正运动学求解, 如此即可得到 500 组仿真数据。从 500 组数据中随机选取部分数据, 将其代入到第二节所求的机械臂运动学方程中, 求得的结果与模型一致, 如此可以验证 MATLAB 所建模型是正确的。最后在 500 组数据中每隔 9 组选出 1 组作为神经网络的测试数据, 共选出 50 组测试数据, 其余的 450 组作为神经网络的训练数据。由于样本数据之间的差异比较大, 不利于神经网络的训练, 所以在训练前对样本进行归一化处理。

实验数据选定后, 使用 MATLAB 神经网络工具箱对 BP 神经网络进行训练, 神经网络训练流程图如图 3 所示。实验过程中不断的调整网络参数, 经过一系列的仿真实验, 对比实验结果, 最后选定神经网络的基本参数如表 3 所示。

表 3 神经网络参数

网络参数	设定值
net.trainParam.epochs	1 000
net.trainParam.goal	0.001
net.trainParam.lr	0.05

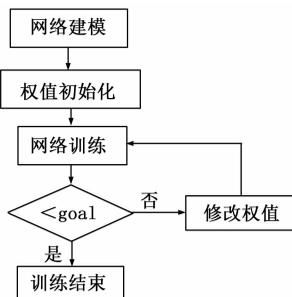


图 3 神经网络训练流程图

3.2 结果分析

文中分别采用不同的方法对神经网络进行训练, 训练结果如表 4 所示, 由于测试数据有 50 组, 为便于对比分析, 所以将变量的 50 组绝对误差表示为取值区间。对比训练结果可知, 常规梯度下降法收敛速度较慢, 误差较大; 有动量的梯度下降法学习过程容易发生动荡, 导致训练失败, 而且其收敛速度慢, 误差较大; 有自适应 lr 的梯度下降法的收敛速度较快, 误差较小; 相比前 3 种方法, 采用 LM 方法收敛速度最快, 仅用了 6 次就达到训练的目标精度, 绝对误差较小, 仿真结果较好。

目前选取隐含层的神经元数在理论上还没有一个明确的规定, 一般根据经验采取尝试法, 通过对不同神经元数进行训练对比, 依据对比结果进行选取。当采用 LM 最优方法训练神经网络, 使用不同组合的隐含层与输出层的神经元数得出的仿真结果如表 5 所示, 仿真结果表明虽然不同的隐含层与输出层神经元数组合对仿真结果有影响, 但其影响较小, 小于使用不同训练算法对神经网络的影响。

表 4 使用不同算法的仿真结果

训练算法	训练次数	绝对误差			
		$\theta_1(rad)$	$\theta_2(rad)$	$\theta_3(rad)$	$\theta_4(rad)$
梯度下降法	409	-0.12~0.11	-0.10~0.11	-0.10~0.10	-0.10~0.10
有动量的梯度下降法	854	-0.10~0.15	-0.05~0.10	-0.06~0.12	-0.10~0.15
有自适应 lr 的梯度下降法	49	-0.07~0.10	-0.05~0.05	-0.05~0.10	-0.07~0.12
Levenberg-Marquardt 方法	6	-0.005~0.005	-0.001~0.008	-0.01~0.01	-0.02~0.02

表 5 不同神经元数组合的仿真结果

神经元数(个)	隐含层	输出层	训练次数	绝对误差			
				$\theta_3(rad)$	$\theta_1(rad)$	$\theta_1(rad)$	$\theta_2(rad)$
9	1	5	-0.01~0.03	-0.005~0.015	-0.01~0.02	-0.01~0.03	
			-0.04~0.04	0~0.015	-0.01~0.02	-0.04~0.02	
11	2	5	-0.02~0.04	-0.01~0.02	-0.01~0.02	-0.02~0.04	
			-0.005~0.005	-0.001~0.008	-0.01~0.01	-0.02~0.02	
13	4	6	-0.1~0.1	-0.02~0.06	-0.05~0.05	-0.05~0.1	

通过对比分析, 可知当采用 LM 方法训练 BP 神经网络, 设置隐含层神经元数为 12 个, 输出层为 4 个时的模型仿真结果较理想, 其训练误差曲线如图 4 所示, 训练到第 6 次误差小于 0.001, 模型的收敛速度较快。底座关节变量 θ_1 的仿真结果如图 5 所示, 仿真输出曲线 BPoutput 与测试数据曲线 output_test 有很好的 consistency。变量 θ_1 的绝对误差如图 6 所示, 相对误差如图 7 所示, 绝对误差在 ± 0.005 之间, 满足系统的设计要求。相对误差在第 25 组数据附近出现跳动, 这是由于 θ_1 的取值范围为 $-\frac{\pi}{2} \sim \frac{\pi}{2}$, 第 25 组数据 $\theta_1 = 0$, 所以此处相对误差较大, 但其绝对误差较小, 其他组数据的相对误差处于 $\pm 5\%$ 之间。

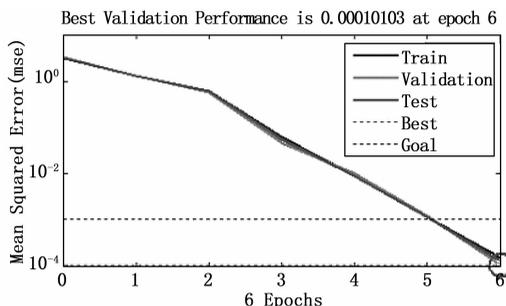


图 4 网络训练误差曲线

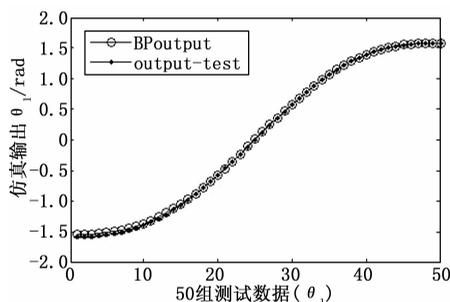


图 5 输出变量 θ_1 的仿真曲线

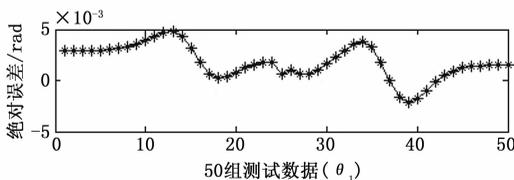


图 6 输出变量 θ_1 的绝对误差

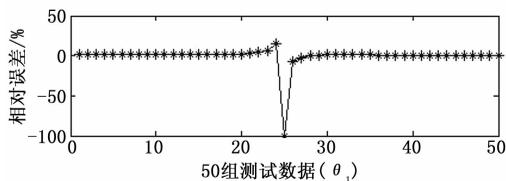


图 7 输出变量 θ_1 的相对误差

4 结论

文中基于 BP 神经网络提出一种机械臂逆运动学求解方法, 并对神经网络的训练算法进行改进, 最后使用 MATLAB

神经网络工具箱对该方法进行仿真验证, 仿真结果表明该方法是可行的, 并由仿真结果得出以下结论: 不同的 BP 神经网络训练算法对仿真结果有较大的影响, 不同算法得出的仿真结果差别显著, 相比有其他 3 种方法, 采用 LM 法的收敛速度较快, 精度较高; 神经网络采用 LM 训练方法时, 改变不同的隐含层与输出层的神经元数组合对仿真结果的影响较小。文中采用改进算法的 BP 神经网络求解机械臂逆运动学具有较快的收敛速度和较高的求解精度, 可以满足复杂机械臂逆运动学求解的需求。

参考文献:

[1] John J Craig. 机械臂学导论 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2006.
 [2] 臧庆凯, 李春贵. 基于 3 个并行 BP 神经网络的机器人逆运动学求解 [J]. 计算机测量与控制, 2012, 20 (8): 2244 - 2247.
 [3] Paul R P, Shimano B E, Mayerg. Kinematics control equations for simple manipulators [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, 1981, 11 (6): 445 - 449.

[4] Regnier S, Ouedzou F B, Bidaud P. Distributed method for inverse kinematics of all serial manipulators [J]. Mechanism and Machine Theory, 1997, 32 (7): 855 - 867.
 [5] Xu D, Calderon C A, Gan J Q. An analysis of the inverse kinematics for 5 - DOF manipulator [J]. International Journal of Automation and Computing, 2005, 2 (2): 114 - 124.
 [6] 蒋宏超, 刘士荣, 张波涛. 六自由度模块化机械臂的逆运动学分析 [J]. 浙江大学学报 (工学版), 2010, 44 (7): 1348 - 1354.
 [7] 李宪华, 郭永存, 张军, 郭帅. 模块化六自由度机械臂逆运动学结算与验证 [J]. 农业机械学报, 2013, 44 (4): 246 - 251.
 [8] 刘晓玉, 方康玲. 基于神经网络的机械臂视觉伺服研究 [J]. 计算机应用, 2008 (3): 149159.
 [9] 孟庆鑫, 王晓东. 机器人技术基础 [M], 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2006.
 [10] 刘冰, 郭海霞. MATLAB 神经网络超级学习手册 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2014.
 [11] 董长虹. MATLAB 神经网络与应用 [M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.

(上接第 206 页)

[2] 赫磊. 基于云平台的智慧旅游信息推送系统研究 [D]. 西安: 西安工业大学, 2014.
 [3] Mohamed Abdel-Aty. Big Data applications in real-time traffic operation and safety monitoring and improvement on urban expressways [J]. Transportation Research Part C: Emerging Technologies, 2015, (3): 180 - 186.
 [4] 陈荣, 梁昌勇, 陆文星, 等. 基于季节 SVR-PSO 的旅游客流量预测模型研究 [J]. 系统工程理论与实践. 2014, 39 (5): 875 - 879.
 [5] Philip L. Pearce, Wu M Y, Chen T Z. The spectacular and the mundane: Chinese tourists' online representations of an iconic landscape journey [J]. Journal of Destination Marketing & Management, 2015 (3): 24 - 35.
 [6] Doru E, Tiliutea, Iulian Condratov. Improving the Quality of Services in All-inclusive Resorts by Monitoring Tourists Activities [A]. 21st International Economic Conference 2014 [C]. 2014, (5): 166 - 172.
 [7] Yang X, Pan B, James A. Evans, et al. Forecasting Chinese tourist volume with search engine data [J]. Tourism Management. 2015 (2): 386 - 397.
 [8] Martin Bor, Alex King, Utz Roedig. Lifetime Bounds of Wi-Fi Enabled Sensor Nodes [J]. Procedia Computer Science. 2015, 52 (2): 1108 - 1113.
 [9] TI. TI 面向物联网应用的 SimpleLink Wi-Fi CC3100 和 CC3200 模块 [J]. 世界电子元器件, 2015 (1): 42 - 46.
 [10] TI. CC3200 SimpleLink Wi-Fi 和物联网解决方案, 一款单芯片无线微控制器 (MCU) [EB/OL]. <http://www.ti.com/cn/lit/ds/symlink/cc3200.pdf>, 2015: 2 - 63.
 [11] TI. CC3200 SimpleLink Wi-Fi Wireless MCU Launch Pad Board Design Files [EB/OL]. <http://www.ti.com/tool/cn/>

CC3200-LAUNCHXL? keyMatch=cc3200&tisearch=Search-CN. 2015: 2 - 63.

[12] TI. CC3200 SimpleLink Wi-Fi and IoT Solution w/ MCU LaunchPad Hardware User's Guide [EB/OL]. <http://www.ti.com/tool/cn/CC3200-LAUNCHXL? keyMatch=cc3200&tisearch=Search-CN>. 2014: 5 - 45
 [13] TI. 多协议完全集成 13.56-MHz RFID/近场通信 (NFC) 收发器集成电路 (IC) (Rev. E) [EB/OL]. <http://www.ti.com/cn/lit/ds/symlink/cc3200.pdf>. 2014: 6 - 46.
 [14] 乔润彪. 基于云计算的旅游服务推荐算法的设计与应用 [D]. 西安: 陕西师范大学, 2014.
 [15] Yeh D Y, Cheng C H. Recommendation system for popular tourist attractions in Taiwan using Delphi panel and repertory grid techniques [J]. Tourism Management, 2015, (2): 633 - 651.
 [16] Malak Al-Hassan, Lu H Y, Lu J. A semantic enhanced hybrid recommendation approach: A case study of e-Government tourism service recommendation system [J]. Decision Support Systems. 2015, (4): 97 - 109.
 [17] Liu L, Xu J, Stephen Shaoyi Liao, Huaping Chen. A real-time personalized route recommendation system for self-drive tourists based on vehicle to vehicle communication [J]. Tunnelling and Underground Space Technology, 2014, 6 (41): 3409 - 3417.
 [18] Marco Severini, Stefano Squartini, Francesco Piazza, Massimo Conti. Energy-Aware task scheduler for self-powered sensor nodes: From model to firmware [J]. Ad Hoc Networks. 2015 (3): 73 - 91.
 [19] Egbert van der Zee, Dominique Vanneste. Tourism networks unraveled. a review of the literature on networks in tourism management studies [J]. Tourism Management Perspectives. 2015 (6): 46 - 56.