

DOI: 10.11992/tis.201805005

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1538.TP.20180920.1120.002.html>

结合 MPGA-RBFNN 的一般机器人逆运动学求解

张毅, 刘芳君, 胡磊

(重庆邮电大学 重庆市信息无障碍与服务机器人工程技术研究中心, 重庆 400065)

摘要: 针对一般机器人逆运动学求解过程中存在的求解速度慢、精度低的问题, 将多种群遗传算法 (multiple population genetic algorithm, MPGA) 引入径向基函数神经网络 (radial basis functions neural network, RBFNN), 提出一种适用于一般机器人的高精度 MPGA-RBFNN 算法。该算法采用 3 层结构的 RBFNN 进行一般机器人逆运动学求解, 结合一般机器人的正运动学模型, 采用 MPGA 优化 RBFNN 的网络结构和连接权值的方法, 同时应用混合编码和演化的方式, 实现了从机器人工作空间位姿到关节角度的非线性映射, 从而避免了复杂的公式推导并提高了求解速度。采用 6R 一般机器人作为实验平台进行实验, 实验结果表明: MPGA-RBFNN 算法不仅提高了一般机器人在逆运动学中的求解速度, 而且 MPGA-RBFNN 算法的训练成功率和逆解的计算准确率也得到了提高。

关键词: 多种群遗传算法; 径向基函数神经网络; 一般机器人; 运动学逆解; 混合编码; 同时演化

中图分类号: TP241.2 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4785(2019)01-0165-06

中文引用格式: 张毅, 刘芳君, 胡磊. 结合 MPGA-RBFNN 的一般机器人逆运动学求解[J]. 智能系统学报, 2019, 14(1): 165-170.

英文引用格式: ZHANG Yi, LIU Fangjun, HU Lei. A general robot inverse kinematics solution based on MPGA-RBFNN[J]. CAAI transactions on intelligent systems, 2019, 14(1): 165-170.

A general robot inverse kinematics solution based on MPGA-RBFNN

ZHANG Yi, LIU Fangjun, HU Lei

(Chongqing Information Accessibility and Service Robot Technology Research Center, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to solve the problem of the inverse kinematics in a general robot, such as slow speed in problem-solving and lower solution accuracy, a high-precision algorithm is proposed for general robots, which introduces Multiple Population Genetic Algorithm into Radial Basis Functions neural network (MPGA-RBFNN). Combined with the positive kinematics model of general robots, a three-layer structure of RBFNN was used to solve the inverse kinematics, and the MPGA was adopted to optimize the network structure and connection weights of the RBFNN. By using hybrid coding and simultaneous evolutionary means, the non-linear mapping of the position of the robot in the working space to the joint angle was realized, avoiding complicated formula derivation and improving the speed of problem-solving. Finally, an experiment was conducted using the general 6R robot. The results showed that the speed of solving the problem of the inverse kinematics of a general robot was improved by the MPGA-RBFNN algorithm, and the training success rate of the MPGA-RBFNN algorithm and the calculation accuracy of the inverse kinematics were enhanced.

Keywords: MPGA; RBFNN; general robot; inverse kinematics; hybrid coding; simultaneous evolutionary

机器人逆运动学求解就是已知机器人末端位姿参数来计算各个关节角度值的过程^[1]。其常用的方法包括封闭解法和数值解法, 但这 2 种方法

均不具备通用性且求解精度无法保证^[2-3]。遗传算法是根据生物进化现象演化而来的一种智能算法, 搜索能力强, 能够实现全局收敛^[4-5]。近年来, 一些研究人员将其应用到机器人的逆运动学求解中, 并取得了一定的成果。林明等^[6]提出了一种改进的遗传算法, 采用自适应的交叉和变异算

收稿日期: 2018-05-07. 网络出版日期: 2018-09-25.

基金项目: 国家自然科学基金项目 (51775076, 51604056).

通信作者: 刘芳君. E-mail: lfjy163@163.com.

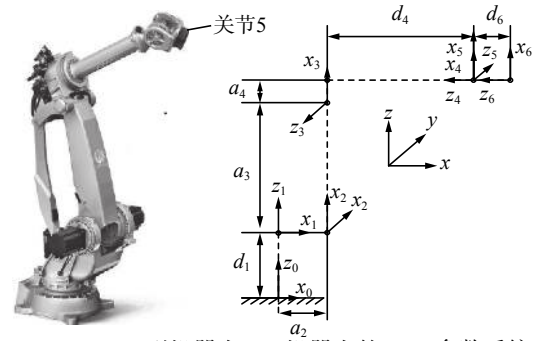
子,改进了排序方法,并在求解过程中使用了罚函数,对多解问题进行了优化,改善了收敛速度和收敛精度。Ayyildiz等^[7]采用遗传算法与其他4种不同的启发式优化算法在4R机械臂上求逆运动学解进行对比,并通过2种不同的场景来测试机器人末端执行器的运动,结果表明遗传算法可以有效地降低末端执行器的误差。Starke等^[8]提出了把遗传算法和粒子群优化算法的优点进行混合,找到全姿态目标的解,结合共同的约束条件,设计一个多目标适应度函数,利用局部极值获得精确的解。然而遗传算法对非线性问题的解决并不理想,求解精度无法得到保证。

RBFNN是一种高效的前馈式神经网络^[9-10],具有较好的非线性拟合能力,能够很好地逼近任意复杂的非线性系统,处理多输入多输出问题。故Zubizarreta等^[11]提出了使用人工神经网络对3PRS机器人实时逆运动学问题进行计算,并实现其实时性能。Toshani等^[12]采用RBFNN求解机器人逆运动学解,保证了网络权重和约束条件的收敛性,并获得了较小的误差值。Köker^[13]通过结合遗传算法和神经网络的方法求解机器人运动学逆解,并成功地使用遗传算法将神经网络求解结果的浮点数部分提高了10位有效数字。尽管RBFNN在求解机器人逆运动学解上取得了一定的成果,但其仍然存在网络结构不完善、连接权值无法取得最优的缺陷,而且采用遗传算法优化RBFNN存在易陷入局部极值导致输出误差偏大的缺陷^[14]。

本文采用RBFNN来求解一般机器人逆运动学解,结合一般机器人的正运动学模型,采用MPGA优化RBFNN的网络结构和连接权值的方法,并应用混合编码和同时演化的方式,实现了从机器人工作空间位姿到关节角度的非线性映射,从而避免了复杂的公式推导,提高了求解速度。最后,通过实验证明了该算法有效解决了机器人的逆运动学问题,并提高了求解速度和计算精度。

1 运动学分析

本文采用改进的D-H算法^[15]对Comau NJ-220型机器人^[2]进行运动学建模,得到如图1所示的机器人D-H模型。在关节5处,该机器人存在沿 Z_5 方向的轴向偏移 d_5 ,导致机器人末端3个轴的轴线不相交,D-H参数发生变化。此时,该机器人一般为机器人,其连杆参数见表1。其中, a_{i-1} 表示第 $i-1$ 个连杆的长度, α_{i-1} 是第 $i-1$ 个连杆的扭角,第 $i-1$ 个连杆与第 i 个连杆之间的距离是 d_i 、第 $i-1$ 个连杆与第 i 个连杆之间的夹角为 θ_i 。



(a) Comau NJ-220 型机器人 (b) 机器人的 D-H 参数系统

图1 Comau NJ-220 型机器人及其 D-H 参数

Fig. 1 The Comau NJ-220 robot and the D-H parameters

表1 Comau NJ-220 型机器人的关节参数

Table 1 Joint parameters of the Comau NJ-220 robot

连杆 i	扭角 $\alpha_{i-1}/(^{\circ})$	长度 a_{i-1}/mm	偏置 d_i/mm	关节角 θ_i/rad
1	0	0	830	$[-2.9, 2.9]$
2	-90	400	0	$[-1.57, 1.57]$
3	180	1 175	0	$[-1.57, 1.57]$
4	-90	250	-1 125	$[-3.14, 3.14]$
5	-90	0	10	$[-3.14, 3.14]$
6	90	0	-230	$[-3.14, 3.14]$

根据表1的D-H参数,相邻坐标系间的变换矩阵为

$${}^{i-1}_i T = \text{Screw}_x(a_{i-1}, \alpha_{i-1}) \text{Screw}_z(d_i, \theta_i) = \begin{bmatrix} \cos \theta_i & -\sin \theta_i & 0 & a_{i-1} \\ \sin \theta_i \cos \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \cos \alpha_{i-1} & -\sin \alpha_{i-1} & -d_i \sin \alpha_{i-1} \\ \sin \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \theta_i \sin \alpha_{i-1} & \cos \alpha_{i-1} & d_i \cos \alpha_{i-1} \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

依次连乘变换矩阵,即可得到末端执行器坐标系到机器人基坐标系的变换关系:

$${}^0_6 T = \prod_{i=1}^6 {}^{i-1}_i T = \begin{bmatrix} n_x & o_x & a_x & p_x \\ n_y & o_y & a_y & p_y \\ n_z & o_z & a_z & p_z \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} = p(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6) \quad (2)$$

根据式(2)可以求出机器人运动学正解,即末端执行器的姿态 $R(n_x, n_y, n_z, o_x, o_y, o_z, a_x, a_y, a_z)$ 和位置 $P(p_x, p_y, p_z)$ 。同时通过运动学正解得到机器人操作空间数据集。根据坐标变换原理^[16],可得到末端执行器姿态 R 的RPY欧拉角 β 、 α 、 γ :

$$\beta = \arctan 2(-n_z, \sqrt{n_x^2 + n_y^2}) \quad (3)$$

$$\alpha = \arctan 2(n_y, n_x) \quad (4)$$

$$\gamma = \arctan 2(o_z, a_z) \quad (5)$$

在运动学求逆解过程中,将 β 、 α 、 γ 、 p_x 、 p_y 、 p_z 作为输入变量,关节变量 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6)$ 作为模型的输出变量。

2 MPGA-RBFNN 算法

为了解决一般机器人逆运动学求解过程中存在的求解速度慢、求解精度低的问题, 本文提出了采用 MPGA 来优化 RBFNN 网络结构和连接权值的方法, 并应用混合编码和同时演化的方式, 实现从机器人工作空间位姿到关节角度的非线性映射, 从而避免了复杂的公式推导及计算量大的问题。MPGA 优化 RBFNN 的过程如图 2 所示。

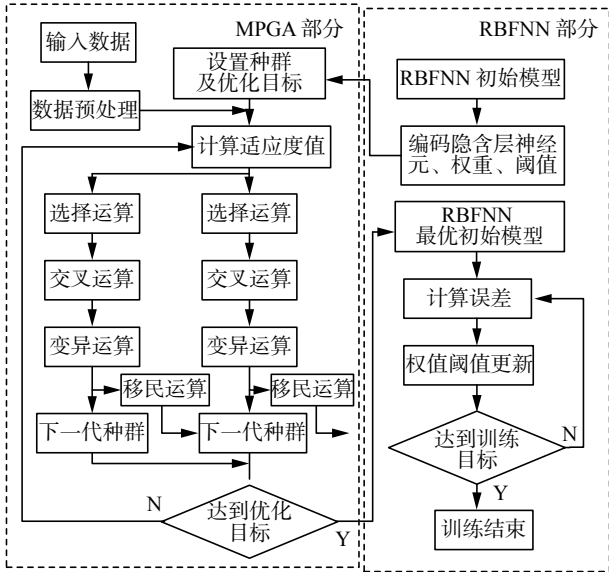


图 2 MPGA-RBFNN 算法流程

Fig. 2 Algorithm flow chart of MPGA-RBFNN

在图 2 中, 为了达到搜索要求, MPGA 根据种群的差异, 设置不同的控制参数, 并将多个种群进行同时优化搜索; 为了实现多个种群之间的协同进化, MPGA 在不同的种群之间通过移民算子进行联系。

2.1 RBFNN 结构

RBFNN 具有较好的非线性拟合能力, 能够很好地逼近任意复杂的非线性系统, 处理多输入多输出问题^[17]。在本文的网络结构中, 将末端执行器的空间位姿 $P = \{p_x, p_y, p_z, \beta, \alpha, \gamma\}$ 作为 RBFNN 的 6 个输入; 输出量为各个关节角度 $(\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5, \theta_6)$, 即所求的逆解。故 RBFNN 求逆解网络结构如图 3 所示。

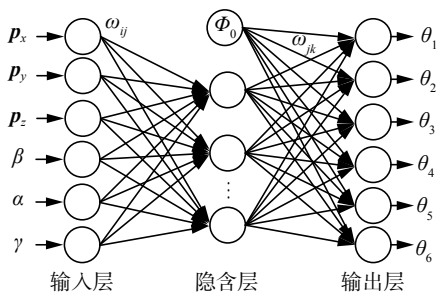


图 3 RBFNN 求逆解网络结构

Fig. 3 RBFNN structure in solving inverse kinematics

在隐含层的选择中, 本文采用 RBFNN 中常用的高斯函数作为基函数:

$$\phi(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \mathbf{G}(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \mathbf{G}(\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|) = \exp\left(-\frac{1}{2b_i^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2\right) \quad (6)$$

式中: $\mathbf{x} \in \mathbf{R}$ 为 n 维输入向量; $\mathbf{x}_i \in \mathbf{R}$ 是第 i 个 RBFNN 隐含层单元的中心矢量; b_i 是第 i 个 RBFNN 隐含层单元的宽度。则第 i 个 RBFNN 的输出可以表示为 n 个基函数的线性加权和:

$$\mathbf{y}_n(\mathbf{k}) = \sum_{i=1}^n \omega_i \times \phi(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \sum_{i=1}^n \omega_i \times \exp\left(-\frac{1}{2b_i^2} \|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2\right) \quad (7)$$

定义在时刻 k 网络的误差函数为

$$\mathbf{e}(\mathbf{k}) = \sum_{k=1}^n [\mathbf{t}(\mathbf{k}) - \mathbf{y}_n(\mathbf{k})] \quad (8)$$

式中 $\mathbf{t}(\mathbf{k})$ 是在时刻 k 网络的期望输出。

2.2 设计编码方案

假设 RBFNN 的隐含层神经元的最大个数为 l , 输出神经元为 n , 则 MPGA 的染色体编码为

$$\mathbf{c}_1 \mathbf{c}_2 \cdots \mathbf{c}_l \omega_{11} \omega_{21} \cdots \omega_{l1} \omega_{12} \omega_{22} \cdots \omega_{l2} \omega_{1m} \omega_{2m} \cdots \omega_{lm} \mathbf{b}_1 \mathbf{b}_2 \cdots \mathbf{b}_m \quad (9)$$

式中: $\mathbf{c}_1 \mathbf{c}_2 \cdots \mathbf{c}_l$ 是隐含层神经元的编码方案; $\omega_{11} \omega_{21} \cdots \omega_{l1} \omega_{12} \omega_{22} \cdots \omega_{l2} \omega_{1m} \omega_{2m} \cdots \omega_{lm}$ 是连接权值的编码方案; $\mathbf{b}_1 \mathbf{b}_2 \cdots \mathbf{b}_m$ 是输入层与隐含层之间阈值的编码方式, 采用实数编码, \mathbf{b}_j 为第 j 个输出层神经元的阈值。

2.3 适应度函数

适应度函数是评价算法的重要指标, 而在神经网络中包括实际输出误差和期望输出误差, 因此本文引入适应度函数为

$$\mathbf{F} = \frac{1}{\mathbf{e}(\mathbf{k})} = \frac{1}{\sum_{k=1}^n [\mathbf{t}(\mathbf{k}) - \mathbf{y}_n(\mathbf{k})]} \quad (10)$$

式中 $\mathbf{e}(\mathbf{k})$ 为神经网络实际输出与期望输出的误差平方和。一般认为, 误差越小, 适应度越高, 反之亦然。

2.4 构建遗传算子

选择算子采用基于轮盘赌法的非线性排名策略, 即每个个体进入下一代的概率等于其适应度值与整个种群个体适应度值的总和, 并且适应度值大的个体, 进入下一代的可能性就越大。交叉算子采用多点交叉与均匀交叉相结合的方式, 促进解空间进行稳定、高效的搜索, 避免早熟现象发生。交叉概率为

$$\mathbf{P}_c(\mathbf{i}) = \mathbf{P}_{c\min}(\mathbf{i}) \times (1 - \text{rand}(N, 1)) + \mathbf{P}_{c\max}(\mathbf{i}) \times \text{rand}(N, 1) \quad (11)$$

式中: $\mathbf{P}_{c\min}(\mathbf{i})$ 是第 i 个种群交叉概率最小值; $\mathbf{P}_{c\max}(\mathbf{i})$ 是第 i 个种群交叉概率最大值。

变异算子采用基于动态变异率的变异算子。

常用的变异概率值为

$$P_b(i) = P_{b\min}(i) \times (1 - \text{rand}(N, 1)) + P_{b\max}(i) \times \text{rand}(N, 1) \quad (12)$$

式中: $P_{b\min}(i)$ 是第 i 个种群变异概率最小值, $P_{b\max}(i)$ 是第 i 个种群变异概率最大值。

引入动态变异率后, 在每代算法运行后调整概率值为

$$P_b(i+1) = \frac{P_c(i)}{3} - \left(\frac{\text{GEN} - \text{gen}}{\text{GEN}} \right) \times \left(\frac{P_c(i)}{3} - P_b(i) \right) \quad (13)$$

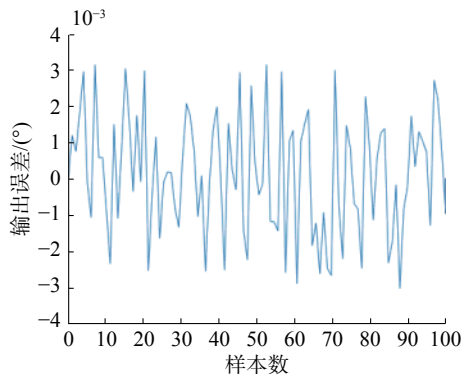
式中: $P_c(i)$ 是第 i 个种群的交叉概率; $P_b(i+1)$ 是第 $i+1$ 个种群的变异概率; gen 是当前算法的运行代数; GEN 是算法运行总代数。

3 实验论证

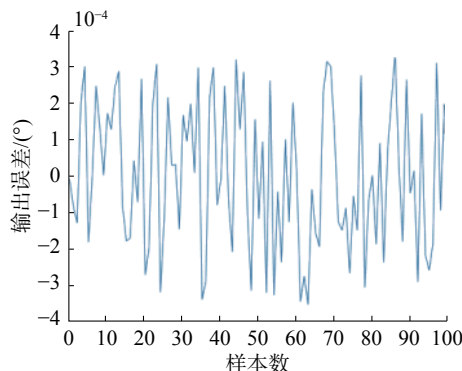
为了验证 MPGA-RBFNN 在逆运动学求解上的有效性, 分别采用 MPGA、RBFNN 和 MPGA-RBFNN 对 Comau NJ-220 型一般机器人进行逆运动学求解。

3.1 算法的求解精度分析

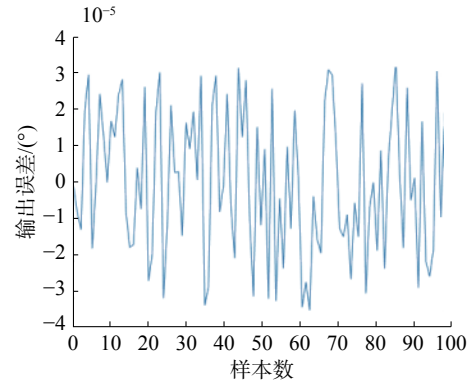
采用不重复的随机抽样法从训练样本 $\{P_x, P_y, P_z, \beta, \alpha, \gamma\}$ 中选择 100 组关节角对应的 100 个空间位姿作为网络的输入样本, 将训练样本规范化后作为 RBFNN 的输入, 网络的输出则是关节角 θ_i , 对 RBFNN 进行训练, 将误差指标设为 10^{-5} , 以 θ_2 为例, 进行实验。MPGA、RBFNN 和所述 MPGA-RBFNN 在相同训练次数时的输出误差如图 4 所示。



(a) MPGA 输出误差



(b) RBFNN 输出误差



(c) MPGA-RBFNN 输出误差

图 4 3 种算法输出误差图

Fig. 4 The output error of three kinds of algorithm

由图 4 可得, 3 种算法都完成了求解过程, MPGA 求解时的输出误差数量级维持在 10^{-3} 上, 而 RBFNN 求解时的输出误差数量级维持在 10^{-4} 上, 但 MPGA-RBFNN 计算运动学逆解时的输出误差数量级维持在 10^{-5} 上, 相比于 MPGA 和 RBFNN, 在数量级上提高了一个数量级, 说明 MPGA-RBFNN 取得的解最优, 即最接近目标值。

为了进一步对比 3 种算法的差异, 根据机器人各关节角的变化范围以及机器人实际工作的要求, 确定各关节角的取值范围为: $-2.9 \leq \theta_1 \leq 2.9$, $-1.57 \leq \theta_2, \theta_3 \leq 1.57$, $-3.14 \leq \theta_4, \theta_5, \theta_6 \leq 3.14$ 。重新在 Comau NJ-220 机器人运动范围内随机抽取与之前 100 组不重复的 50 组关节角 θ_i 数据, 用来作为测试数据进行验证, 其中 3 组的结果如表 2 所示。

对比表 2 中的数据, MPGA 的输出误差范围为 $[-0.004\ 031, 0.003\ 115]$, RBFNN 的输出误差范围为 $[-0.001\ 094, 0.000\ 918]$, 而 MPGA-RBFNN 算法的输出误差范围为 $[-0.000\ 001, 0.000\ 292]$ 。通过第 1 组数据中关节角 θ_2 求解结果可知, MPGA 求解运动学逆解时的误差值为 0.003 086, RBFNN 求解运动学逆解时的误差值为 0.000 273, 而 MPGA-RBFNN 的误差值为 0.000 009, 相比于 MPGA 与 RBFNN 同比提高 99.7% 和 96.7%。综上所述, 虽然 MPGA 与 RBFNN 都能近似求出机器人运动学逆解, 但 MPGA-RBFNN 算法的计算精度更好。

3.2 算法的求解速度分析

得到训练样本后, 应用 MATLAB 中神经网络工具箱的网络训练 newrb 函数进行 RBFNN 的创建与训练, 其调用格式为 $\text{net} = \text{newrb}(P, T, \text{goal}, \text{spread}, \text{MN}, \text{DF})$, P 为网络输入, T 为网络输出, goal 为网络输出目标值, spread 为 RBFNN 的扩展

速度, MN 为训练次数, DF 为两次显示之间所添加的神经元数目。根据多次实验, 得到其参数的

设置为: goal= 10^{-5} , spread=1, MN=200, DF=5, 其网络训练如图 5 所示。

表 2 逆解结果

Table 2 Inverse kinematics solution results

序号	类型	$\theta_1/(^\circ)$	$\theta_2/(^\circ)$	$\theta_3/(^\circ)$	$\theta_4/(^\circ)$	$\theta_5/(^\circ)$	$\theta_6/(^\circ)$
1	目标值	-90.000 000	-45.000 000	90.000 000	90.000 000	90.000 000	45.000 000
	MPGA	-90.002 193	-45.003 086	90.003 115	90.002 009	90.001 961	45.001 583
	RBFNN	-89.999 823	-45.000 273	90.000 419	90.000 173	89.999 798	45.000 215
	MPGA-RBFNN	-90.000 014	-45.000 009	89.999 986	90.000 010	90.000 004	45.000 008
2	目标值	45.000 000	-45.000 000	45.000 000	60.000 000	-90.000 000	0.000 000
	MPGA	44.998 493	-45.001 625	45.000 118	60.001 894	-89.998 255	0.001 706
	RBFNN	45.000 159	-44.999 092	45.000 510	60.000 918	-90.001 094	-0.001 006
	MPGA-RBFNN	44.999 972	-45.000 019	45.000 017	60.000 010	-89.999 708	0.000 021
3	目标值	15.000 000	-35.000 000	45.000 000	-90.000 000	-45.000 000	90.000 000
	MPGA	15.002 159	-35.001 357	45.001 268	90.001 158	-45.004 031	90.002 420
	RBFNN	15.000 208	-35.000 237	44.999 959	90.000 108	-44.999 391	90.000 216
	MPGA-RBFNN	15.000 010	-34.999 990	44.999 869	90.000 003	-45.000 021	89.999 903

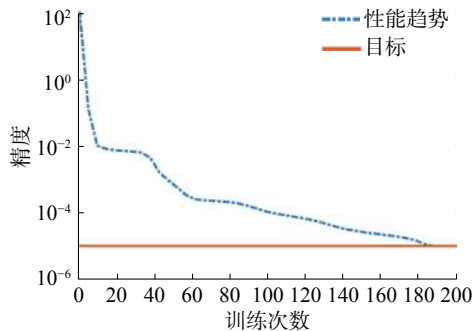


图 5 MPGA-RBFNN 网络性能训练

Fig. 5 Performance training of MPGA-RBFNN

从图 5 可以看出, 经过 183 次训练后, 网络的训练精度为 10^{-5} , 达到最初的目标要求。为了验证 MPGA-RBFNN 的训练成功率, 采用了 3 000 个样本得到 3 种算法的性能对比结果如表 3 所示, 在同样的样本数量下, MPGA-RBFNN 的训练成功率为 95%, 对比其他 2 种算法, 分别增长了 23% 和 11%, 虽然与 MPGA 和 RBFNN 相比 MPGA-RBFNN 的收敛步数有所增加, 但 MPGA-RBFNN 的运行时间和训练成功率更具优势。未来的工作将针对收敛步数做进一步的研究。

表 3 算法性能对比

Table 3 Contrasts in algorithm performance

算法	样本数量	训练成功率/%	收敛步数	运行时间/s
MPGA	3 000	72	131	10.44
RBFNN	3 000	84	117	9.36
MPGA-RBFNN	3 000	95	183	9.58

4 结束语

本文结合 MPGA 和 RBFNN 的思想, 提出了适用于一般机器人逆运动学求解的 MPGA-RBFNN 算法。该算法结合一般机器人的正运动学模型, 采用 MPGA 优化 RBFNN 的网络结构和连接权值的方法, 并应用混合编码和同时演化的方式, 实现从机器人工作空间位姿到关节变量的非线性映射, 从而避免了复杂的公式推导及计算量大的问题。最后, 在 Comau NJ-220 型机器人上展开对比实验, 实验结果表明: MPGA-RBFNN 算法不仅提高了一般机器人在逆运动学求解时的稳定性, 而且该算法的训练成功率和逆解的计算准确率也得到了提高。

参考文献:

- [1] FARIA C, FERREIRA F, ERLHAGEN W, et al. Position-based kinematics for 7-DoF serial manipulators with global configuration control, joint limit and singularity avoidance[J]. *Mechanism and machine theory*, 2018, 121: 317-334.
- [2] 林阳, 赵欢, 丁汉. 基于多种群遗传算法的一般机器人逆运动学求解[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(3): 1-8.
LIN Yang, ZHAO Huan, DING Han. Solution of inverse kinematics for general robot manipulators based on multiple population genetic algorithm[J]. *Journal of mechanical engineering*, 2017, 53(3): 1-8.
- [3] LIU Yuan, WANG Daqing, SUN Jian, et al. Geometric approach for inverse kinematics analysis of 6-DoF serial robot[C]// *IEEE International Conference on Information and*

- Automation. Lijiang, China: IEEE, 2015: 852–855.
- [4] ZANG Wenke, REN Liyan, ZHANG Wenqian, et al. A cloud model based DNA genetic algorithm for numerical optimization problems[J]. *Future generation computer systems*, 2018, 81: 465–477.
- [5] ALSHRAIDEH M A. Multiple-population genetic algorithm for solving min-max optimization problems[J]. *International review on computers and software*, 2015, 10(1): 9–19.
- [6] 林明, 王冠, 林永才. 改进的遗传算法在机器人逆解中的应用[J]. *江苏科技大学学报(自然科学版)*, 2012, 26(4): 370–375.
- LIN Ming, WANG Guan, LIN Yongcai. Robot inverse kinematics based on improved genetic algorithm[J]. *Journal of Jiangsu university of science and technology (natural science edition)*, 2012, 26(4): 370–375.
- [7] AYYILDIZ M, ÇETINKAYA K. Comparison of four different heuristic optimization algorithms for the inverse kinematics solution of a real 4-DOF serial robot manipulator[J]. *Neural computing and applications*, 2016, 27(4): 825–836.
- [8] STARKE S, HENDRICH N, MAGG S, et al. An efficient hybridization of Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization for inverse kinematics[C]//*Proceedings of the 2016 IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics*. Qingdao, China: IEEE, 2017: 1782–1789.
- [9] HALALI M A, AZARI V, ARABLOO M, et al. Application of a radial basis function neural network to estimate pressure gradient in water-oil pipelines[J]. *Journal of the Taiwan institute of chemical engineers*, 2016, 58: 189–202.
- [10] CHIDDERWAR S S, BABU N R. Comparison of RBF and MLP neural networks to solve inverse kinematic problem for 6R serial robot by a fusion approach[J]. *Engineering applications of artificial intelligence*, 2010, 23(7): 1083–1092.
- [11] ZUBIZARRETA A, LARREA M, IRIGOYEN E, et al. Real time direct kinematic problem computation of the 3PRS robot using neural networks[J]. *Neurocomputing*, 2017, 271: 104–114.
- [12] TOSHANI H, FARROKHI M. Real-time inverse kinematics of redundant manipulators using neural networks and quadratic programming: a Lyapunov-based approach[J]. *Robotics and autonomous systems*, 2014, 62(6): 766–781.
- [13] KÖKER R. A genetic algorithm approach to a neural-network-based inverse kinematics solution of robotic manipulators based on error minimization[J]. *Information sciences*, 2013, 222: 528–543.
- [14] JIA Weikuan, ZHAO Dean, DING Ling. An optimized RBF neural network algorithm based on partial least squares and genetic algorithm for classification of small sample[J]. *Applied soft computing*, 2016, 48: 373–384.
- [15] ZAPLANA I, BASANEZ L. A novel closed-form solution for the inverse kinematics of redundant manipulators through workspace analysis[J]. *Mechanism and machine theory*, 2018, 121: 829–843.
- [16] 赵建强, 刘满禄, 王姮. 基于 PSO 优化 BP 神经网络的逆运动学求解研究[J]. *自动化与仪表*, 2016, 31(11): 1–6.
- ZHAO Jianqiang, LIU Manlu, WANG Heng. Research on inverse kinematics solution of BP neural network based on PSO optimization[J]. *Automation and instrumentation*, 2016, 31(11): 1–6.
- [17] 乔俊飞, 安茹, 韩红桂. 基于相对贡献指标的自组织 RBF 神经网络的设计[J]. *智能系统学报*, 2018, 13(2): 159–167.
- QIAO Junfei, AN Ru, HAN Honggui. Design of self-organizing RBF neural network based on relative contribution index[J]. *CAAI transactions on intelligent systems*, 2018, 13(2): 159–167.

作者简介:



张毅, 男, 1966 年生, 教授, 主要研究方向为智能机器人、数据融合、信息无障碍技术。主持国家、省部级以及产学研等各种项目 10 余项。发表学术论文 100 余篇, 被 SCI、EI 和 ISTP 收录 30 余篇。出版著作 5 部。



刘芳君, 女, 1990 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为工业机器人轨迹规划。



胡磊, 男, 1994 年生, 硕士研究生, 主要研究方向为工业机器人运动学控制。