DOI: 10.3901/JME.2019.09.040

一种新型冗余驱动并联机构位姿正解研究*

王启明¹ 苏建² 隋振³ 林慧英² 赵礼辉¹

(1. 上海理工大学机械工程学院 上海 200093;

2. 吉林大学交通学院 长春 130022;

3. 吉林大学通信工程学院 长春 130022)

摘要: 针对冗余驱动并联机构建立的位姿正解方程组存在冗余, 而采用的 Newton-Raphson 迭代法位姿正解时对迭代初值选取较为敏感且计算速度较慢的问题, 提出基于 Levenberg-Marquardt(L-M)算法的改进 BP 神经网络模型与基于改进的 Genetic Algorithm 优化 BP(GA-BP)神经网络模型, 前者可在线计算满足实时性要求, 后者可离线训练满足较高精度要求; 解决了新型冗余驱动并联机构位姿正解问题。并与常用的基于拟牛顿算法(BFGS)和基于量化共轭梯度算法(SCG)的神经网络模型进行对比分析。结果表明, GA-BP 模型和 L-M 算法模型在误差性能分析上明显优于 BFGS 拟牛顿与 SCG 算法模型; L-M 算法在计算精度稍逊于 GA-BP 模型, 而 GA-BP 模型迭代时间较长, 因此更适用于离线高精度位姿正解。

关键词: 冗余驱动并联机构; 位姿正解; GA-BP; Newton-Raphson 迭代法; L-M 算法; 混合策略

中图分类号: U279

Research on Forward Kinematics of a New Type of Redundant Actuation Parallel Mechanism

WANG Qiming¹ SU Jian² SUI Zhen³ LIN Huiying² ZHAO Lihui¹

(1. School of Mechanical Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093;

2. College of Transportation, Jilin University, Changchun 130022;

3. College of Communication Engineering, Jilin University, Changchun 130022)

Abstract: According to the equation of redundancy pose of parallel mechanism establishment of redundant actuation, selection problem is sensitive to the initial value of iteration and the calculation speed is slower and the use of the Newton-Raphson iterative method is proposed, which can satisfy the real-time requirements of the online calculation of Levenberg-Marquardt algorithm (L-M algorithm) improved BP neural network model and off-line training can meet the optimization BP neural network model of Genetic Algorithm based on improved high precision (GA-BP), to solve the new redundancy driven parallel mechanism of initial positive solutions of pose prediction problems. Compared with the commonly used quasi Newton algorithm (BFGS) and the quantitative conjugate gradient algorithm (SCG) based neural network model. The results show that the GA-BP model and the L-M algorithm model in error performance analysis is obviously superior to that of BFGS and SCG quasi Newton algorithm model; L-M algorithm in terms of accuracy slightly inferior to the GA-BP model, GA-BP model and the iteration time is longer, so it is suitable for the high precision posture is offline.

Key words: redundant actuation parallel mechanism; forward kinematics; GA-BP; Newton-Raphson; Levenberg-Marquardt; hybrid strategy

0 前言

随着我国经济高速、稳定发展, 对客运列车高速、安全、舒适以及货运列车重载、稳定、环保提

出了更高要求, 随之造成车体及各部件的运行环境更加恶劣, 这就对高速列车的转向架、车体、车端各部件稳定性、安全性、耐疲劳性提出了更高的要求, 因此需要不断研制新型车辆各部件及整车性能检测试验台。本文以吉林大学研制的转向架参数测定试验台^[1]为研究对象, 该试验台是一种新型冗余驱动并联机构, 其位姿正解的求解精度和实时性对

* 国家自然科学基金资助项目(51575232, 51705322)。20180419 收到初稿, 20180614 收到修改稿

实现机构姿态大闭环控制、精度分析、运动学标定、机构故障恢复及工作空间分析等具有重要意义。目前，国内外研究并联机构位姿正解的方法主要包括解析法^[2-3]、数值解法^[4-7]、融合算法^[8-9]及附加传感器法等。解析法采用多种方法从约束方程中消掉未知数，以得到方程全部解。该方法不足在于求解难度大，结构无通用性，编程不易实现等。而数值解法主要包括迭代法、同伦法、人工智能算法及拓扑结构分析法^[10]等，迭代法优点在于无需进行繁琐的数学推导，模型通用性较强，缺点在于求解精度受限于初值选取，选取不当会导致系统发散而无法得到正确解，另外在奇异位形处运用迭代法计算时亦发散。耿明超等^[4]提出基于拟 Newton 算法求解位置正解，在 Newton 法的基础上，用当前函数值代替 Jacobian 矩阵，减少每一步迭代的计算量。杨炽夫等^[5]提出了一种改进的牛顿迭代法求解位姿正解，满足实时性要求，并采用 XPC/RTW 进行硬件在环试验。另外同伦法虽无须将非线性方程组消元亦无需依赖初值迭代即可求出所有正解，但其缺点在于求解大型方程组时计算量明显增大导致求解速度较慢。沈惠平等^[10]提出基于拓扑结构分析的方法求解并联机构的位置正解，按机构耦合度 k 大小分类求解，本质上是一种降维搜索方法，可使正解问题求解容易。而人工智能算法主要包括神经网络法、遗传算法、粒子群及蚁群优化算法等。试验台模拟轨道车辆在实际线路上的运行姿态(六个位姿量)反解成支撑试验台运动的 7 个作动器的伸缩量将这一对应关系作为训练样本。借助神经网络或遗传算法等智能算法强大的非线性映射逼近能力，使其通过对大量样本不断学习，实现并联机构运动平台从关节变量空间到工作变量空间的非线性映射。

结合神经网络无须考虑迭代初值且满足实时性要求等优点，提出基于 Levenberg-Marquardt(L-M)算法的改进 BP 神经网络模型与基于改进的 Genetic Algorithm 优化 BP(GA-BP)神经网络模型，前者可在线计算满足实时性要求，后者可离线训练满足较高精度要求，用于解决新型冗余驱动并联机构位姿正解问题。

1 并联机构运动学建模与分析

转向架参数测定试验台是一种新型的双冗余驱动并联机构。如图 1 所示，每个冗余驱动并联机构均由 4 个垂向作动器、2 个纵向作动器和 1 个横向作动器支撑而成，将转向架、整车或相邻车端放置在试验台上，通过驱动试验台运动可实

现被试对象的各项动力学参数和结构力学参数动态测定。

图 1 转向架参数测定试验台

1.1 自由度与耦合度分析

前六自由度运动平台与后六自由度运动平台机械结构呈对称分布，本文以前六自由度运动平台为例分析，可得该平台活动构件总数 $n=1+7+7=15$ ，运动副总数 $m=7+7+7=21$ 。每根作动器两端采用消除球铰连接，液压杆绕自身轴线自转为局部自由度^[11] $f_t=7$ 。机构中的运动副自由度总和计算式如式(1)所示

$$F_z = 6(n - m) + \sum_{i=1}^m u_i - f_t \quad (1)$$

式中， u_i 为第 i 个运动副的约束数， F 为系统自由度总和。文中 $F_z=6$ ，则系统自由度数为 6。

机构运动耦合^[12-13]是指机构运动过程中各子系统之间运动的相互关联和相互影响，比如一个输入影响多个输出或者一个输出受多个输入影响的现象。机构耦合问题是机构设计和运动控制的关键问题。结合本文涉及的冗余驱动并联机构可知，7 个作动器的伸缩量为输入，运动平台的 6 个位姿量作为输出，输出的每个位姿量取决于多个作动器的伸缩量。

常见的耦合度描述方法^[13-14]分别为对角占优评价方法和放大系数法。本文采用对角占优评价方法，根据并联机构位置模型推导出速度雅可比矩阵，进而依据雅可比矩阵判断机构的耦合度。定义 J 代表机构的雅可比矩阵。定义耦合强度系数 P_i

$$P_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n |J_{ji}|}{|J_{ii}|} \quad (2)$$

如果满足

$$|J_{ii}| > \sum_{j=1, j \neq i}^n |J_{ji}| \quad (3)$$

则此时 $0 < P_i < 1$, 则 J 对角占优, 耦合度较低。在实际问题中, 雅可比矩阵通常具有以下三种情形。

(1) 完全解耦雅可比矩阵

$$J = \begin{pmatrix} J_{11} & & \\ & J_{22} & \\ & & \ddots \\ & & & J_{ii} \end{pmatrix} \quad (4)$$

文献[13]所研究的就是无耦合情形, 其速度雅可比矩阵为对角矩阵。

(2) 局部解耦雅可比矩阵

$$J = \begin{pmatrix} J_{11} & J_{12} & \dots & 0 \\ J_{21} & J_{22} & \dots & 0 \\ J_{31} & J_{32} & \dots & \vdots \\ J_{41} & J_{42} & \dots & J_{ii} \end{pmatrix} \quad (5)$$

矩阵中个别元素出现 0, 此类称为局部解耦雅可比矩阵, 文献[14]所研究的就是这种局部解耦的情形。

(3) 完全耦合雅可比矩阵

$$J = \begin{pmatrix} J_{11} & J_{12} & \dots & J_{1i} \\ J_{21} & J_{22} & \dots & J_{2i} \\ J_{31} & J_{32} & \dots & \vdots \\ J_{41} & J_{42} & \dots & J_{ii} \end{pmatrix} \quad (6)$$

本文研究的冗余驱动并联机构所求得的速度雅可比矩阵中无 0 元素, 属于完全耦合情形。

1.2 位姿正解数学建模

1.2.1 坐标系建立

并联机构既可绕刚体上的点(如质心)运动, 又可绕刚体外的点运动。依据试验测定目的和要求不同, 需要选取不同的坐标系。旋转顺序不同和绕点位置不同, 位姿正解计算得到的作动器伸缩量也不同。

选取前六自由度运动平台作为研究对象, 为了方便描述动平台运动情况, 需要建立两个坐标系, 动坐标系(体坐标系) $O_a X_a Y_a Z_a$ 和静坐标系(惯性坐标系) $O_b X_b Y_b Z_b$, 如图 2 所示。惯性坐标系通常与大地固联, 当机构处于中位时, 动坐标系与静坐标系坐标原点及各轴指向均重合。7 个作动器编号如图 2 所示, A 代表 7 个作动器的上铰链点坐标矩阵, B 代表下铰链点坐标矩阵。

$A =$

$$\begin{pmatrix} 400 & 400 & -400 & -400 & 365 & 365 & 0 \\ -1100 & 1100 & 1100 & -1100 & -1700 & 1700 & 2070 \\ -990 & -990 & -990 & -990 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (7)$$

$B =$

$$\begin{pmatrix} 400 & 400 & -400 & -400 & 3095 & 3095 & 0 \\ -1100 & 1100 & 1100 & -1100 & -1700 & 1700 & 5000 \\ -3920 & -3920 & -3920 & -3920 & 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \quad (8)$$

图 2 前六自由度运动平台结构图

1.2.2 位姿正解模型建立

体坐标可根据广义坐标 $q_i (i=1, 2, \dots, 6)$ 描述, 其中 q_1, q_2, q_3 分别为体坐标系相对于静坐标系的三个方位角, q_4, q_5, q_6 分别为体坐标系相对于静坐标系沿 X, Y, Z 三轴向的平移量, 以欧拉角 $Z-Y-X$ 旋转顺序进行空间齐次变换, 齐次变换矩阵可表示为

$$T_{ZYX} = \begin{pmatrix} c q_2 c q_3 & -c q_1 s q_3 + s q_1 s q_2 c q_3 & s q_1 s q_3 + c q_1 s q_2 c q_3 & q_4 \\ c q_2 s q_3 & c q_1 c q_3 + s q_1 s q_2 s q_3 & -s q_1 c q_3 + c q_1 s q_2 s q_3 & q_5 \\ -s q_2 & s q_1 c q_2 & c q_1 c q_2 & q_6 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

式中, c 表示 $\cos$, s 表示 $\sin$ 。

上平台相对于初始中位姿变化后, 利用空间变换可实现体坐标系与静坐标系的转化, 进而得到同一静坐标系的上、下铰链点坐标值, 由此可得对应 7 个作动器的伸缩量 L , 称为位姿反解。

$$L = \|T_{ZYX} \cdot A - B\| - L_0 \quad i=1, 2, \dots, 7 \quad (10)$$

通常已知作动器伸缩量求解动平台位姿量称为位姿正解。如式(11)所示, 可建立以动平台 6 个位姿量为未知数的由 7 个作动器伸缩量构建的非线性方程组

$$\sum_{i=1}^7 F_i(q_1, q_2, q_3, q_4, q_5, q_6) = (T_{ZYX} \cdot A - B) \cdot (T_{ZYX} \cdot A - B)^T - L_i^2 \quad (11)$$

式中, F 为非线性函数。

并联机构中位姿反解较为容易而正解却较为困难。位姿正解对于姿态大闭环控制、精度分析、故

障恢复及工作空间分析有着重要意义。为了进一步提高位姿正解精度, 本文提出了基于 Levenberg-Marquardt(L-M)算法的改进 BP 神经网络模型与基于改进的 Genetic Algorithm 优化 BP(GA-BP)神经网络模型, 前者可在线计算满足实时性要求, 后者可离线训练满足较高精度要求, 解决了新型冗余驱动并联机构位姿正解问题。

2 基于改进神经网络位姿正解分析

2.1 改进 BP 神经网络结构

一个三层 BP 神经网络可实现任意 n 维到 m 维的映射。由于试验台模拟转向架在实际线路运行过程, 位姿平移量 $q_4 \sim q_6$ 变化区间 $0 \sim 150$ mm, 而角度值 $q_1 \sim q_3$ 通常不到 0.1745 rad, 角度值与平移量等位姿量之间数量级差别较大, 因此为了提高预测位姿值的准确性, 本文提出了分类神经网络思想, 将双冗余 6-DOF 运动平台旋转量归为一类, 平移位姿量归为一类。如图 3 所示, 将一般的 7 输入 6 输出 BP 神经网络进行改进, 设计成两个 7 输入 3 输出神经网络。

图 3 双冗余 6-DOF 并联机构神经网络结构图

隐含层层数可根据试凑法与经验公式^[15]相结合确定, 经验公式有 $n_l = \sqrt{\alpha + \beta} + \theta$, 其中, n_l 为隐含层单元数, α 为输入单元数, β 为输出单元数, θ 为 $(0 \sim 10)$ 之间的常数。结合本训练模型可知, 输入为 7 个作动器的伸缩量值 L , 而输出为 3 个位姿量, 由此可确定隐含层数最小为 4, 最大值为 14。选取能够快速收敛至最佳误差性能的 Tansig 函数作为隐含层激励函数, 选取对误差值做出快速响应和加快训练速度 Purelin 函数作为输出层激励函数, 具体网络结构如图 4 所示。

2.2 基于 L-M 算法位姿正解初值补偿器设计

用 v_l^i 表示 l 层第一个神经元的输出, 网络实际输出为 $Y(N) = [v_{\beta}^1, v_{\beta}^2, \dots, v_{\beta}^{\beta}]$, 网络期望输出为 $d(N) = [d_1, d_2, \dots, d_{\beta}]$, 其中 N 为迭代次数, 因此标

准误差定义为

$$e(N) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J (d_j(N) - Y_j(N))^2 = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^J e_j^2(N) \quad (12)$$

图 4 BP 神经网络内部结构图

误差性能函数表示为平方和误差形式。牛顿法作为最速下降法的优秀代表, 由于需要计算误差性能函数的二阶导数, 且计算过程较为复杂, 如果 Hessian 矩阵非正定, 可能由于搜索方向错误导致无法正常求解, 本文提出采用基于 L-M 算法神经网络模型在修正速率时可避免计算 Hessian 矩阵, 根据式(13)修正网络权值, 因此计算更智能

$$\omega(N+1) = \omega(N) - [\mathbf{Q}^T \mathbf{Q} + \mu \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{Q}^T \mathbf{e} \quad (13)$$

式中, $\mathbf{Q}$ 为包含误差性能函数对网络权值一阶导数的雅可比矩阵, $\mathbf{Q}^T \mathbf{e}$ 即为梯度值。

L-M 算法针对中等规模的神经网络(多达数百个连接权)而提出的最快速算法, 该采用迭代更新的方式确定权值, 因此需要一个初始值, 通常初始值是随机给定的, 这样容易造成网络的不可重现性, 且初值过大或过小对算法性能产生影响。为了进一步提高 L-M 算法对非线性预测的情况, 本文提出了改进的遗传算法(Genetic algorithm, GA)优化 BP 算法, 下面将详细介绍 GA-BP 算法。

2.3 基于改进遗传算法优化 BP 神经网络模型设计

遗传算法是模拟自然界生物进化机制发展起来的随机全局搜索和优化算法, 能够自适应地控制搜索过程以求得最优解。本文提出的改进遗传算法分别从编码方式、遗传算子确定、交叉方式等方面进行改进。

2.3.1 编码方式

对于一些耦合性多维、高精度要求的函数优化问题, 由于难以考虑经典优化算法中研究总结出的有效经验使得编码表示个体不充分, 且采用二进制编码表示个体时, 不便于处理非平凡约束条件。为了克服上述缺点, 本小节采用个体浮点数编码方式,

由上小节可知,神经网络的隐含层节点数 $n_l=13$,网络输入层节点数和输出层节点数分别为 $n=7$ 、 $m=6$,则网络中待优化的总数为 $n \cdot n_l + n_l \cdot m + m$ 个,所有参数如图 5 所示。

图 5 浮点数基因编码与分段

2.3.2 遗传算子确定

一般遗传算法采用赌轮选择方式使得每个个体均获得复制的机会,无法体现优秀个体的竞争力,进而实现优胜劣汰。本文提出按照个体适应度值高低排序之后分成三部分,适应度值较高的一部分复制 2 份;中等适应度值复制 1 份,适应度值最低的部分筛掉。该方法的优点能够保证遗传算法终止时为历代出现的过的最高适应度个体。

另外,本小节采用算数交叉实数编码方式,该方法是指两个体线性组合产生新个体,在种群中随机均匀选取两个体 X_A^t 、 X_B^t ,进行算数交叉运算产生两个新个体为

$$\begin{cases} X_A^{t+1} = \mu X_B^t + (1-\mu)X_A^t \\ X_B^{t+1} = \mu X_A^t + (1-\mu)X_B^t \end{cases} \quad (14)$$

综上所述,可知构建基于改进的 GA-BP 神经网络的具体方法为:在第 2.1 节已建立的改进 BP 神经网络基础上,针对其需要优化对象的误差性能函数,采用个体浮点数编码方式代替通常采用的二进制编码产生初始种群;提出依据个体适应度排序,适应度值高则复制程度高的选取原则,实现优胜劣汰;采用算数交叉实数编码方式对个体进行随机交叉运算等。通过种群优化、选择、交叉、变异等遗传操作优化改进 BP 神经网络的权、阈值,以此达到更高精度的网络模型。

3 实例仿真

为了校验本文提出算法的适用性和合理性,将提出的基于 L-M 算法和 GA-BP 改进神经网络模型与 BFGS 拟牛顿算法、SCG 量化共轭梯度算法就算法模型的求解误差、算法收敛速度及逼近程度等进行分析。

结合图 6~8、表 1 分析可知,L-M 算法收敛速度较快得益于迭代方向精准次数较少,训练误差最

小,综合考虑收敛速度和计算精度,L-M 算法最优。SCG 算法由于不需要在每次迭代中均进行线性搜索,因此在应对大型网络规模的函数逼近问题时,其收敛速度较 L-M 算法更快,而 L-M 算法则是针对中等规模的神经网络(多达数百个连接权)而提出的最优算法。BFGS 算法由于每次迭代都需要重新计算逆矩阵,因此运算量随着网络规模的增大成几何级数增长,计算速度较之于 L-M 和 SCG 算法慢。因此,基于 L-M 算法的神经网络从误差性能、网络的泛化能力,收敛速度与耗时上均优于 BFGS、SCG 算法。

图 6 L-M 算法误差性能分析

图 7 BFGS 拟牛顿算法误差性能分析

图 8 SCG 量化共轭梯度算法误差性能分析

表 1 三种算法模型性能对比

算法模型	训练耗时/s	迭代次数/次	训练误差
L-M	3	30	4.2116×10^{-12}
BFGS	5	278	1.6752×10^{-7}
SCG	1	345	6.5247×10^{-6}

将基于 L-M 算法优化改进 BP 网络与改进的

GA-BP 算法进行对比,如图 9、10 所示,基于 L-M 算法预测的平台位姿角度值误差不超 4×10^{-7} rad,预测位移误差值低于 7.21×10^{-4} mm,而如图 11、12 所示,基于 GA-BP 算法预测运动平台位姿角度值误差低于 4.52×10^{-7} rad,预测位移值误差不超 4.6×10^{-4} mm。

综上所述,GA-BP 较 L-M 算法误差性能更优,但由于其在运算过程中受种群规模、迭代次数等因素影响导致运算时间较长,可考虑离线调整参数达到提高网络精度目的。L-M 算法由于计算速度较快,可考虑在线实时调整参数进一步提高预测精度。

图 9 基于 L-M 算法角度值的网络预测误差

图 10 基于 L-M 算法位移值的网络预测误差

图 11 基于 GA-BP 算法角度值的网络预测误差

图 12 基于 GA-BP 算法位移值的网络预测误差

4 台架试验验证

轨道谱激励通常分为水平不平顺、方向不平顺及高低不平顺。选取实测武广线路谱中轨道谱激励,利用位姿反解将其转化为 14 个作动器的伸缩量,同时利用本文提出的两种算法进行预测轨道谱激励并与实测值进行对比得误差较小,进一步验证了两种算法的有效性。

4.1 武广轨道谱的实测方法

在轮对左右轨垂向和横向分别安装 4 个激光位移传感器,每隔 0.5 m 进行采样, z_{lm} 代表左轨垂向测量值; z_{rm} 为右轨垂向测量值;左右轨横向测量值分别为 y_{lm} 、 y_{rm} 。通过垂向测量值可知高低不平顺即沿 z 轴的平动

$$z = \frac{z_{lm} + z_{rm}}{2} \quad (15)$$

通过左右轨垂向测量值及轨距 d , 可知其水平不平顺值即绕 x 轴旋转角度为

$$R_x = a \tan\left(\frac{z_{lm} + z_{rm}}{d}\right) \quad (16)$$

通过左右轨横向测量值 y_{lm} 、 y_{rm} , 可知其方向不平顺值即沿 y 轴平动

$$y = \frac{y_{lm} + y_{rm}}{2} \quad (17)$$

将在实际线路测得的水平不平顺、方向不平顺、高低不平顺转化为动平台绕 x 轴旋转、沿 y 轴平动、沿 z 轴平移等三个位姿量,借助位姿反解,可得 14 个作动器的伸缩量,作动器跟随控制指令运动从而使得平台模拟列车在实际线路上的运行状况。

4.2 试验验证及结果分析

基于位姿反解得到的 14 个作动器伸缩量,利用本文提出的改进 GA-BP 算法预测平台的位姿量并与实测轨道谱激励进行对比可知水平不平顺预测误

差不超 8×10^{-7} rad, 方向不平顺误差值低于 0.05 mm, 而高低不平顺误差值低于 8.9×10^{-4} mm, 三者之中误差百分比最大仅为 1.25%, 进一步验证了提出方法的有效性(图 13~18)。

图 13 基于 GA-BP 算法水平不平顺预测值

图 14 基于 GA-BP 算法水平不平顺预测误差

图 15 基于 GA-BP 算法方向不平顺预测值

5 结论

(1) 提出了基于 L-M 算法的改进 BP 神经网络模型与基于改进的 Genetic Algorithm 优化 BP(GA-BP)神经网络模型, 前者可在线计算且满足实时性要求, 后者可离线训练满足较高精度要求, 解决了新型冗余驱动并联机构位姿正解问题。

图 16 基于 GA-BP 算法方向不平顺预测误差

图 17 基于 GA-BP 算法高低不平顺预测值

图 18 基于 GA-BP 算法高低不平顺预测误差

(2) 并与 BFGS 算法、SCG 算法在误差性能、迭代次数、运行时间及实时性等方面进行了对比, 分析可知 L-M 算法在误差性能上明显优于 BFGS 与 SCG 算法模型, 但计算精度稍逊于 GA-BP 神经网络模型, 但由于 GA-BP 模型的迭代计算时间较长, 因此 L-M 算法可满足实时在线计算要求, 而 GA-BP 模型可满足离线高精度计算要求。

位姿正解方法的提出为六自由运动平台位姿大闭环控制、故障恢复、工作空间分析、试验过程的实时监控等奠定了基础。

参 考 文 献

- [1] 苏建,王金田,刘玉梅,等.一种龙门框架式轨道车辆转向架参数测定试验台:中国,CN103048149A[P]. 2013-04-17.
SU Jian, WANG Jintian, LIU Yumei, et al. A gantry frame-type rail vehicle bogie parameter test bench: China, CN103048149A[P]. 2013-04-17.
- [2] ABBASNEJAD G, DANIALI H M, FATHI A. Closed form solution for direct kinematics of a 4PUS +1PS parallel manipulator[J]. *Scintialranica*, 2012, 19(2): 320-326.
- [3] 王秀刚,苏建,曹晓宁.基于旋转矩阵正交性的转向架6自由度平台位姿正解解算[J]. *吉林大学学报:工学版*, 2013, 43(5): 1241-1246.
WANG Xiugang, SU Jian, CAO Xiaoning. Forward kinematics solution of bogie 6-DOF platform based on the orthogonality of rotation matrix[J]. *Journal of Jilin University(Engineering and Technology Edition)*, 2013, 43(5): 1241-1246.
- [4] 耿明超,赵铁石,王唱,等.基于拟Newton法的并联机构位置正解[J]. *机械工程学报*, 2015, 51(9): 28-36.
GENG Mingchao, ZHAO Tieshi, WANG Chang, et al. Position positive solution of parallel mechanism based on quasi Newton method[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2015, 51(9): 28-36.
- [5] YANG C, ZHENG S, JIN J, et al. Forward kinematics analysis of parallel manipulator using modified global Newton-Raphson method[J]. *Journal of Central South University of Technology*, 2010, 17: 1264-1270.
- [6] GHASEMI A, EGHTEHAD M, FARID M. Neural network solution for forward kinematics problem of cable robots[J]. *Journal of Intelligent & Robotic Systems*, 2010, 60(2): 201-215.
- [7] 张代磊,黄大年,张冲.基于遗传算法优化的BP神经网络在密度界面反演中的应用[J]. *吉林大学学报(地球科学版)*, 2017, 47(2): 580-588.
ZHANG Dailei, HUANG Danian, ZHANG Chong. Application of BP neural network optimization based on Genetic Algorithm in density interface inversion[J]. *Journal of Jilin University (Earth Science Edition)*, 2017, 47(2): 580-588.
- [8] 杨永刚,赵杰,刘玉斌.6-PRRS 并联机器人正运动学求解[J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2008, 38(3): 731-734.
YANG Yonggang, ZHAO Jie, LIU Yubin. Solving forward kinematics of 6-PRRS parallel robot[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2008, 38(3): 731-734.
- [9] 王启明,苏建,张益瑞,等.一种冗余6-DOF 并联机构的结构特性与运动学分析[J]. *机械工程学报*, 2017, 53(18): 121-130.
WANG Qiming, SU Jian, ZHANG Yirui, et al. Structural characteristics and kinematic analysis of a redundant 6-DOF parallel mechanism[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(18): 121-130.
- [10] 沈惠平,尹洪波,王振.基于拓扑结构分析的求解6-SPS 并联机构位置正解的研究[J]. *机械工程学报*, 2013, 49(21): 70-80.
SHEN Huiping, YIN Hongbo, WANG Zhen. Research on forward position solutions for 6-SPS parallel mechanisms based on topology structure analysis[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(21): 70-80.
- [11] 杨廷力,刘安心,罗玉峰,等.机器人机构拓扑结构设计[M].北京:科学出版社,2012.
YANG Tingli, LIU Anxin, LUO Yufeng, et al. Theory and application of robot mechanism topology[M]. Beijing: Science Press, 2012.
- [12] 尹洪波,沈惠平,邓嘉鸣.球面并联机构的结构降耦及其位置正解求解[J]. *机械科学与技术*, 2015, 34(1): 51-55.
YIN Hongbo, SHEN Huiping, DENG Jiaming. The reducing in structure coupling and the forward position analysis for the spherical parallel mechanisms[J]. *Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering*, 2015, 34(1): 51-55.
- [13] 张彦斌,吴鑫,刘宏昭.无耦合3自由度并联机构的设计与分析[J]. *农业机械学报*, 2008, 39(8): 208-210.
ZHANG Yanbin, WU Xin, LIU Hongzhao. Design and analysis of a 3-DOF non-coupled parallel manipulator[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, 39(8): 208-210.
- [14] 张彦斌,刘宏昭,吴鑫,等.2T1R 弱耦合并联机构的运动学和奇异性分析[J]. *农业机械学报*, 2008, 39(4): 132-136.
ZHANG Yanbin, LIU Hongzhao, WU Xin. Kinematics and singularity analysis of a novel weakly-coupled parallel manipulator[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2008, 39(4): 132-136.
- [15] 沈花玉,王兆霞,高成耀,等.BP神经网络隐含层单元数的确定[J]. *天津理工大学学报*, 2008, 24(5): 13-15.
SHEN Huayu, WANG Zhaoxia, GAO Chengyao, et al. The determination of the number of hidden layer units in BP neural network[J]. *Journal of Tianjin University of Technology*, 2008, 24(5): 13-15.

作者简介:王启明,女,1991年出生,讲师。主要研究方向为车辆智能监测。

E-mail: 726571304@qq.com

苏建(通信作者),男,1954年出生,博士,教授,博士研究生导师。主要研究方向为车辆智能监测诊断。

E-mail: wang.qiming2008@163.com