DOI:10.11918/202010025

改进粒子群算法的工业机器人几何参数标定

寇 斌[1,2],郭士杰[1,2],任东城[1,2]

(1.复旦大学 工程与应用技术研究院,上海 200433;2.智能机器人教育部工程研究中心(复旦大学),上海 200433)

摘 要:针对传统粒子群(PSO)算法在解决工业机器人几何误差标定问题中存在的收敛速度慢的缺点,提出了一种基于两段式的动态粒子群算法(LDPSO-BT)。用 Denavit-Hartenberg 方法建立工业机器人的误差模型,将几何误差标定问题转换成对高维非线性方程的求解;对粒子群数目进行线性递减,同时针对算法求解过程中粒子数目线性递减的特点,在改进粒子群算法迭代后期采用改进的搜索模式,对传统粒子群的速度迭代公式进行改进;仿真实验对比了工业机器人几何误差标定前与标定后两种算法的末端定位精度。实验结果表明:在采用粒子群算法辨识工业机器人实际几何参数的过程中,粒子群数目对算法的迭代时间有重要影响,通过线性递减的方式减少粒子群的粒子数目可以有效地减少工业机器人几何误差标定时间,同时在粒子群算法迭代后期采用改进的速度迭代公式可以确保收敛精度。与传统粒子群算法相比,使用改进后的粒子群算法,不仅可以有效减少工业机器人的定位误差,而且还拥有更高效的迭代效率。

关键词:工业机器人;粒子群算法(PSO);线性递减;几何误差;定位精度

中图分类号:TP391 **文献标志码**:A **文章编号**:0367-6234(2022)01-0009-05

Geometric parameter calibration of industrial robot based on improved particle swarm optimization

KOU Bin[1,2], GUO Shijie[1,2], REN Dongcheng[1,2]

(1. Academy for Engineering and Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China,
2. Engineering Research Center of AI & Robotics, Ministry of Education (Fudan University), Shanghai 200433, China)

Abstract: Aiming at the slow convergence speed of traditional particle swarm optimization (PSO) algorithm in solving the geometric error calibration problem of industrial robots, a two-stage dynamic particle swarm optimization algorithm (LDPSO-BT) is proposed. First, the error model of the industrial robot is established by the Denavit-Hartenberg method, the geometric error calibration problem is converted into the solution of high-dimensional nonlinear equations, and then the number of particle swarms and the number of particles are linearly reduced in the algorithm solution process. In the late iteration of the improved particle swarm algorithm, an improved search mode is used to improve the speed iteration formula of the traditional particle swarm, and then the end positioning accuracy of the two algorithms before and after the geometric error calibration of the industrial robot is compared by simulation experiments. The experimental results show that the number of particle swarms has an important influence on the iteration time. Reducing the number of particles of the particle swarm linearly can effectively reduce the geometric error calibration of industrial robots. At the same time, the improved speed iteration formula can be used in the later stage of the particle swarm algorithm to ensure the accuracy of convergence. Compared with the traditional particle swarm optimization algorithm, using the improved particle swarm algorithm to obtain the geometric error revision data of the industrial robot can not only effectively reduce the positioning error of the industrial robot, but also has a more efficient iteration efficiency.

Keywords: Industrial robot; particle swarm optimization (PSO) algorithm; linear decline; geometric error; positioning accuracy

随着工作环境的日益复杂,对于工业机器人的定位性能提出了更高的要求。通常使用工业机器人的重复定位精度和绝对定位精度来评价它的定位性能[1]。在实际的工业环境中,由于工业机器人连杆变形等自身因素引起的几何误差占定位误差的 90%,所以将其作为机器人定位误差研究的重点。常用的补偿法为软件法[2-3],补偿通常分为误差建模、数据测量、参数辨识、误差补偿 4 步。建立合适的误差模型可以对工业机器人的几何误差进行分析,常用的误差模型有 D-H 模型[4];误差测量法可分为开环法、闭环法和轴线测量法,测量工具有三坐

收稿日期:2020-10-12
基金项目:国家重点研发计划项目(2017YFB1301000)
作者简介:寇 斌(1993—),男,博士研究生;
郭士杰(1963—),男,教授,博士生导师;
通信作者:郭士杰,guoshijie@fudan.edu.cn

标测量仪和激光测距仪[5];误差辨识法有最小二乘法,还有 Levenberg-Marquardt 算法[6-7]。随着智能算法的高速发展,近年来许多学者对智能算法在机器人定位误差的应用进行了探索。粒子群算法尤其受到学者青睐,Wang 等[8]将改进粒子群算法用于机器人运动标定中最佳位姿选择,实验证明了提出算法的有效性。房立金等[9]针对并联机器人与串联机器人,提出一种通用的运动学标定方法,通过量子粒子群算法进行了误差求解,最后实验验证了所提算法的有效性。总结现有研究发现,工业机器人几何误差方程是一个高维的非线性方程,粒子群算法在求解过程中迭代所需要的粒子群数目较大,导致粒子群算法的迭代效率降低。但是工业机器人对速率的要求却越来越高。

有学者指出,粒子群数目对于算法的迭代时间影响很大,受此启发,本文首先对标准粒子群算法的数目进行线性递减,同时由于粒子群算法迭代后期大多数粒子都聚集在最优解附近,所以按照算法的迭代规律对标准粒子群算法的速度更新公式进行了更改,并进行了仿真实验,证明了所提算法在保证收敛精度同时大幅提高了运算效率[10]。

1 几何误差参数标定的数学模型

1.1 DH 模型建立

机器人常用的模型是 DH 模型,目前,DH 模型已被广泛应用于工业机器人中[11],由 DH 模型可得到工业机器人相邻连杆的转换公式:

$$\boldsymbol{A}_i = \mathrm{rot}(Z_i,\theta_i)\mathrm{trans}(Z_i,d_i)\mathrm{trans}(X_i,a_i)\mathrm{rot}(X_i,\alpha_i) = \begin{bmatrix} \cos\theta_i & -\sin\theta_i\cos\alpha_i & \sin\theta_i\sin\alpha_i & a_i\cos\theta_i \\ \sin\theta_i & \cos\theta_i\cos\alpha_i & -\cos\theta_i\sin\alpha_i & a_i\sin\theta_i \\ 0 & \sin a_i & \cos\alpha_i & d_i \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{1}$$

式中:a_i 为工业机器人第 i 个关节的连杆长度;θ_i 为关节角;d_i 为连杆偏距;α_i 为关节扭角,$i = 1,2,\cdots,n$,n 为关节数目。机器人名义位姿为

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{n}} = \boldsymbol{A}_1\boldsymbol{A}_2\boldsymbol{A}_3\boldsymbol{A}_4\boldsymbol{A}_5\boldsymbol{A}_6\boldsymbol{A}_{\mathrm{tool}} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{R}_n & \boldsymbol{P}_n \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{2}$$

式中:$\boldsymbol{R}_n \in \mathbf{R}^{3\times3}$ 为名义姿态旋转矩阵,$\boldsymbol{P}_{\mathrm{n}} \in \mathbf{R}^{3\times1}$ 为位置平移矩阵。同理,当机器人的几何参数存在误差 $\Delta\theta_i$、Δd_i、Δa_i、$\Delta\alpha_i$ 时,机器人的实际姿态可以表示为

$$\boldsymbol{T}_{\mathrm{r}} = \boldsymbol{A}_1^{\mathrm{r}}\boldsymbol{A}_2^{\mathrm{r}}\boldsymbol{A}_3^{\mathrm{r}}\boldsymbol{A}_4^{\mathrm{r}}\boldsymbol{A}_5^{\mathrm{r}}\boldsymbol{A}_6^{\mathrm{r}}\boldsymbol{A}_{\mathrm{tool}}^{\mathrm{r}} \tag{3}$$

令 $\Delta\boldsymbol{P} = \boldsymbol{P}_{\mathrm{r}} - \boldsymbol{P}_{\mathrm{n}}$,$\Delta\boldsymbol{P} = (\delta p_x,\delta p_y,\delta p_z)^{\mathrm{T}}$ 表示工业机器人实际位置与名义位置的误差。

1.2 目标函数

$$f = \min\Big(\sum_{i=1}^{N}\sqrt{((\delta p_{xi})^2 + (\delta p_{yi})^2 + (\delta p_{zi})^2}\Big) \tag{4}$$

式中:N 为机器人误差标定点的数目,f 是几何参数误差集$(\Delta a_i,\Delta d_i,\Delta\alpha_i,\Delta\theta_i,)$ 的函数,当工业机器人处于不同的关节角位置时刻,获取实际位置与名义位置的误差,然后通过优化算法求解 $(\Delta a_i,\Delta d_i,\Delta\alpha_i,\Delta\theta_i,)$ 的真实值,进而减小实际误差。由于在 D-H模型中,需要求解的参数有 24 个,属于高维非线性方程求解问题,可以用仿生算法求解。

2 改进粒子群算法的几何参数标定

将传统的粒子群算法用于工业机器人的几何误差标定耗时较长,因为获取工业机器人 6 个关节的几何误差参数多达 24 个,参数的求解属于高维函数优化问题。粒子群迭代求解的粒子数目较大,迭代所需时间较长,所以提出改进算法。

粒子群的每个粒子代表问题的一个潜在解,标准的粒子群算法更新公式可表示为[12].

$$v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_1r_1(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2r_2(g_{ij}(t) - x_{ij}(t)) \tag{5}$$

$$x_{ij}(t+1) = x_{ij}(t) + v_{ij}(t+1) \tag{6}$$

从时间复杂度的角度看,传统 PSO 算法每一次迭代的粒子数目不变,假设每次迭代的粒子数目都是 N, Max dt 表示最大迭代次数,每一个粒子每次迭代需运行时间为 T, 则传统 PSO 算法的每次迭代需要的总时间为 $N * \mathrm{Max\ d}t * T$。在求解工业机器人的几何参数标定这种高维函数问题时,由于粒子群数目较大且持续不变,就会导致算法迭代时间较长,所以本文提出将粒子群的粒子数目进行线性递减:

$$N = \mathrm{round}(N_{\max} - (t-1) * (N_{\max} - N_{\min})/(\mathrm{Max\ d}t - 1)) \tag{7}$$

式中:$N_{\max}$ 为粒子数目最大值,$N_{\min}$ 为粒子数目最小值,Max dt 为粒子设定的迭代次数,t 为当前的迭代次数。传统粒子群算法中,随着 t 的变化,粒子群中粒子的数目 $N = N_{\max}$ 始终不变;而改进粒子群算法中,当 $t = 1$ 时,$N = N_{\max}$,当 $t > 1$ 以后,每次迭代的粒子数目 N 逐渐线性递减,则改进粒子群算法迭代总时间为 $(N_{\max} + N_{\min})/2 * \mathrm{Max\ d}t * T$,由于 $(N_{\max} + N_{\min})/2$ 小于 $N_{\max}$,所以改进粒子群算法的整体迭代时间减少。

2.2 粒子群算法的分段迭代

2.2.1 DSPSO 算法简介

传统粒子群算法早期收敛速度高,但是在算法

后期，求解精度降低。李洪亮等[13]借鉴协同进化算法思想，提出了改进粒子群算法 DSPSO。DSPSO 算法将粒子群分为“开发者”与“探索者”，将标准的粒子群体更改为 3 个子群 s_1、s_2 和 s_3，采用不同的进化方程为

$$\begin{cases} v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_1r_1(p_{ij}(t) - \\ \qquad x_{ij}(t)) + c_2r_2(g_{ij}(t) - x_{ij}(t)) \\ w = 0.3 \end{cases} \tag{8}$$

$$\begin{cases} v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_2r_2(g_{ij}(t) - x_{ij}(t)) \\ w = 0.7 \end{cases} \tag{9}$$

$$\begin{cases} v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_1r_1(p_{ij}(t) - \\ \qquad x_{ij}(t)) + c_2r_2(g_{ij}(t) - x_{ij}(t)) \\ w = 0.9 \end{cases} \tag{10}$$

其中子群体 s_2 是开采者，它的搜索区域主要在当前群体最优位置的小范围内。

2.2.2　改进的粒子群速度更新公式

在求解机器人几何参数标定的前期，粒子群速度迭代是采用标准粒子群算法进行迭代；而在改进粒子群算法的粒子数目线性递减后期，粒子群的粒子数目变少，同时大多数粒子聚集在最优解附近。则受DSPSO 算法中式(9)启发，采用式(11)进行迭代，

$$\begin{cases} v_{ij}(t+1) = wv_{ij}(t) + c_2r_2(g_{ij}(t) - x_{ij}(t)) \\ w = 0.4 \end{cases} \tag{11}$$

同时按照 Shi 等[14]的研究，在算法后期对 w 取值为 0.4，使得改进粒子群算法在迭代后期更集中于最优解附近的局部。

2.3　改进粒子群算法几何参数标定流程

本文所提算法简称为基于两段式的动态粒子群算法(LDPSO-BT 算法)，求解工业机器人几何参数标定流程为：

1)在工业机器人几何参数误差范围内对算法初始化。

2)按照式(4)求得粒子的个体适应度值与全局适应度值。

3)按照式(7)更新粒子群的数目，以便提高几何参数标定的迭代效率。

4)判断当前迭代次数 t 是否 $> K * \mathrm{Max\ d}t$，若否，则按照式(5)对粒子群速度进行更新；否则，按照式(11)对粒子群速度进行更新。

5)更新种群的个体与全局极值。

6)判断是否满足结束条件，若不满足，则转到第2 步；若满足，则结束，进而获取几何参数误差。

3　实验与结果

3.1　位姿产生

采用库卡(KUKA)机器人有限公司生产的 KUKA KR5 arc 机器人验证所提算法的有效性。KUKA　KR5 arc 机器人 DH 模型参数见表 1[11]。几何参数误差如表 2。

表 1　KR5 arc 机器人名义参数

Tab.1　Nominal geometric parameters of KR5 arc robot

关节 i	a_i /mm	α_i /(°)	d_i/mm	θ_i/(°)
1	180	−90	400	−160~160
2	600	0	0	−180~65
3	120	−90	0	−15~158
4	0	90	620	−350~350
5	0	90	0	−130~130
6	0	0	115	−350~350

表 2　KR5 arc 机器人几何参数误差

Tab.2　Geometric parameters errors of KR5 arc robot

关节 i	Δa_i/ mm	$\Delta\alpha_i$ /rad	$\Delta\theta_i$/ rad	Δd_i/ mm
1	−0.07	−0.02	−0.02	0.23
2	−0.05	0	0.02	−0.21
3	−0.02	0.01	0.03	0.24
4	0.14	−0.04	−0.04	−0.12
5	−0.03	0.04	0.03	0.10
6	0.07	−0.01	−0.03	0.23

在[−0.25,0.25](mm)和[−0.05,0.05](rad)区间范围内，随机均匀产生 30 组理论关节角，将之前设定的几何误差加入到机器人的名义几何参数中，代入式(3)中，同时通过式(2)求出理论关节角，再将 30 组关节误差代入式(4)，便可得到相应的适应度值公式。

3.2　结果与讨论

设定改进的 LDPSO-BT 粒子群算法初始最大粒子数 $N_{\max}$ 为 240，最小粒子数 $N_{\min}$ 为 40，迭代次数 Max dt 为 500，w_1 为 0.8，w_2 为 0.4，参数 k 为 0.8，加速系数 c_1 和 c_2 都为 1.49[15]。表 3 是传统 PSO 和 LDPSO-BT 算法分别迭代 10 次的平均适应度、最佳适应度和平均耗时。图 1 为两种粒子群算法在 Intel(R)Core(TM)i7-8550U 主频 4.00 GHz 计算机上采用 Matlab9.1 迭代 500 次的最佳收敛曲线图。图 2 是机器人标定前沿 X、Y、Z 轴方向的末端位置误差，图 3 和图 4 分别是工业机器人经过传统 PSO 算法和 LDPSO-BT 算法标定后的沿 X、Y、Z 轴方向的末端位置误差。

表 3 LDPSO-BT 和 PSO 实验结果

Tab.3 LDPSO-BT and PSO experiment results

方法	平均适应度	最佳适应度	平均耗时/s
PSO	3.71	1.67	164.91
LDPSO-BT	4.20	1.96	95.90

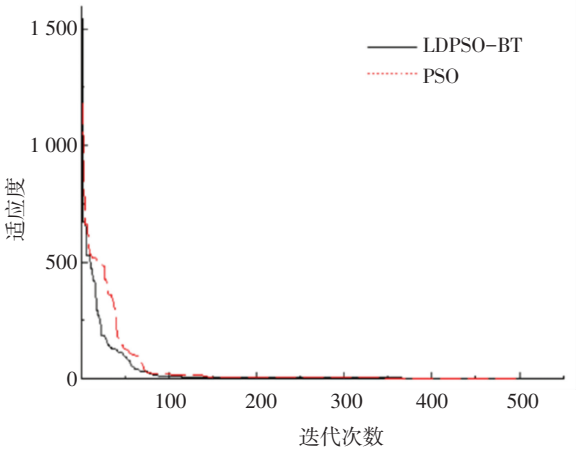


图 1 进化过程

Fig.1 Evolution process

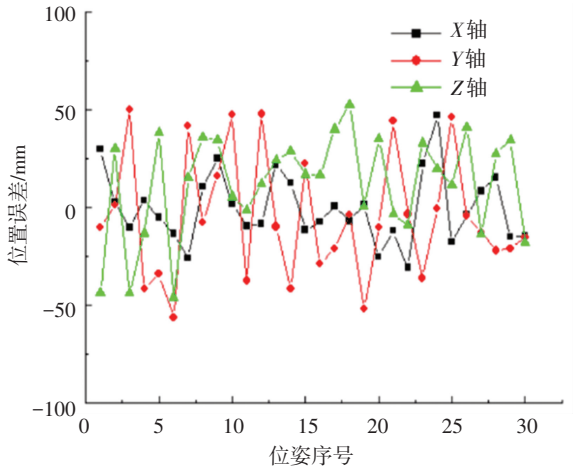


图 2 补偿前位置误差

Fig.2 Errors before compensation

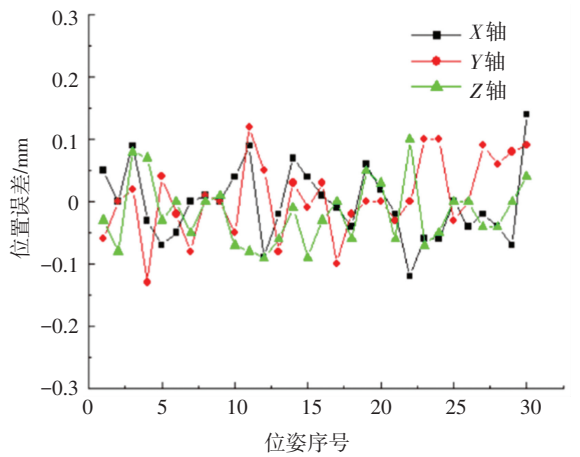


图 3 补偿后位置误差(PSO 方法)

Fig.3 Errors after compensation (PSO)

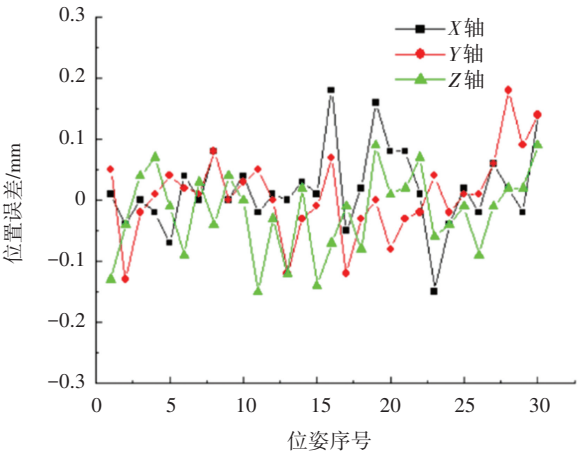


图 4 补偿后位置误差(LDPSO-BT 方法)

Fig.4 Errors after compensation (LDPSO-BT)

从表 3 中可以看出,与传统 PSO 算法相比,LDPSO-BT 算法平均适应度与最佳适应度都基本相差不大,但 LDPSO-BT 算法在确保收敛精度的同时,迭代时间减少了 41.85%,可以有效地提高算法的迭代效率。

从图 1 中可以看出,两种粒子群算法的收敛趋势相近,收敛精度也相当。

从图 2 中可以看出,在标定前,X、Y、Z 轴的最大误差绝对值分别为 47.1、51.8、52.8 mm。由图 3 可知,经过传统 PSO 算法标定后,X、Y、Z 轴的最大误差绝对值降低为 0.14、0.13、0.10 mm。从图 4 中可以看出,经过 LDPSO-BT 算法标定后,X、Y、Z 轴的最大误差绝对值降低为 0.18、0.18、0.15 mm,可见经过标定后,传统 PSO 算法和 LDPSO-BT 算法均可大幅减小沿 X、Y、Z 轴方向的末端位置误差,同时LDPSO-BT 拥有更高的收敛速度。

4 结 语

1)本文提出了一种新的 LDPSO-BT 算法,结合标准粒子群算法的迭代规律,对粒子群数目进行线性递减,同时在算法后期,使用改进的速度迭代公式进行迭代,仿真实验表明,所提算法可以大幅提升工业机器人的定位精度,同时具备高效、快速的优势。

2)工业机器人末端定位误差主要由于其几何连杆参数误差引起,通过辨识出实际的几何连杆参数值,可以大幅提高工业机器人定位精度。

3)本文的研究为工业机器人动力学参数辨识提供了新的思路,适用于工业机器人离线或者在线动力学参数的辨识,但还需要进行相关实验,以验证本文所提算法在实际动力学参数辨识的效果。

参考文献

[1] 周煦武. 六自由度串联机器人静态位姿误差及其补偿研究[D]. 杭州：浙江理工大学,2018
ZHOU Xuwu. Research on static pose error and compensation of six degrees of freedom serial robot[D]. Hangzhou: Zhejiang Sci-Tech University, 2018

[2] CHEN Yonghua, DONG Fenghua. Robot machining: recent development and future research issues [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 66(9/10/11/12): 1489. DOI: 10.1007/s00170-012-4433-4

[3] CHEN Gang, LI Tong, CHU Ming, et al. Review on kinematics calibration technology of serial robots[J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacture, 2014, 15(8): 1759. DOI: 10.1007/s12541-014-0528-1

[4] 张旭,郑泽龙,齐勇.6 自由度串联机器人 D-H 模型参数辨识及标定[J].机器人,2016,38(3):360
ZHANG Xu, ZHENG Zelong, QI Yong. Parameter identification and calibration of D-H model for 6-DOF serial robots[J]. Robot, 2016, 38(3): 360. DOI: 10.13973/j.cnki.robot.2016.0360

[5] HOLLERBACH J M, WAMPLER C W. The calibration index and taxonomy for robot kinematic calibration methods[J]. The International Journal of Robotics Research, 1996, 15(6): 573. DOI: 10.1177/027836499601500604

[6] VEITSCHEGGER W K, WU C H. Robot calibration and compensation[J]. IEEE Journal on Robotics and Automation, 1988, 4(6): 643. DOI: 10.1109/56.9302

[7] GROTJAHN M, DAEMI M, HEIMANN B. Friction and rigid body identification of robot dynamics[J]. International Journal of Solids and Structures, 2001, 38(10/11/12/13): 1889. DOI: 10.1016/S0020-7683(00)00141-4

[8] WANG Weidong, SONG Huajian, YAN Zhiyuan, et al. A universal index and an improved PSO algorithm for optimal pose selection in kinematic calibration of a novel surgical robot[J]. Robotics and Computer-Integrated Manufacturing, 2018, 50: 90. DOI: 10.1016/j.rcim.2017.09.011

[9] 房立金，党鹏飞. 基于量子粒子群优化算法的机器人运动学标定方法[J]. 机械工程学报，2016，52(7)：23
FANG Lijin, DANG Pengfei. Kinematic calibration method of robots based on quantum-behaved particle swarm optimization[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2016, 52(7): 23. DOI: 10.3901/JME.2016.07.023

[10] 王沁，李磊，陆成勇,等. 平均计算时间复杂度优化的动态粒子群优化算法[J]. 计算机科学，2010，37(3)：191
WANG Qin, LI Lei, LU Chengyong, et al. Average computational time complexity optimized dynamic particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Science, 2010, 37(3): 191. DOI: 10.3969/j.issn.1002-137X.2010.03.046

[11] 史晓佳. 工业机器人在线误差测量与实时控制补偿技术研究[D]. 天津：天津大学,2016
SHI Xiaojia. Research on online error measurement and real-time control compensation technology for industrial robots[D]. Tianjin: Tianjin University, 2016

[12] ENGELBRECHT A P. Fundamentals of computational swarm intelligence[M]. New York: Wiley, 2009

[13] 李洪亮，侯朝桢，周绍生. 一种高效的改进粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用，2008，44(1)：14
LI Hongliang, HOU Chaozhen, ZHOU Shaosheng. High efficient algorithm of modified particle swarm optimization[J]. Computer Engineering and Applications, 2008, 44(1): 14. DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2008.01.005

[14] SHI Yuhui, EBERHART R C. Empirical study of particle swarm optimization[C]//Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation. Washington DC: IEEE Computer Society. 1999: 1945-1950. DOI: 10.1109/CEC.1999.785511

[15] GAO Guanbin, LIU Fei, SAN Hongjun, et al. Hybrid optimal kinematic parameter identification for an industrial robot based on BPNN-PSO[J]. Complexity, 2018, 2018: 4258676. DOI: 10.1155/2018/4258676

（编辑　杨　波）