

基于改进 PSO 的复杂机械产品装配质量在线优化*

刘明周 赵志彪 葛茂根 王小巧 凌琳

(合肥工业大学机械与汽车工程学院,合肥 230009)

摘要: 通过构建面向装配精度的质量控制点公差分配模型,实现了装配过程中不同类型质量控制点间非线性耦合关系的量化表达,揭示装配误差累积规律;利用混沌理论与双阶段变异策略对多目标粒子群算法进行了改进;在装配过程开始前,计算各质量控制点公差初始分配结果,当上游质量控制点根据初始分配结果被实例化后,启动再分配机制,结合实例化数据对公差分配模型再次求解,为后续质量控制点实例化提供决策支持,实现装配质量在线优化和前馈控制;以某型主锥总成装配过程中选垫与主齿螺母拧紧工序为例,验证了理论的有效性和可行性。

关键词: 复杂机械产品 装配质量 公差分配模型 多目标粒子群优化

中图分类号: TH161+.7; TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2013)06-0246-07

Online Optimization for Assembly Quality of Complex Mechanical Products Based on Improved PSO

Liu Mingzhou Zhao Zhibiao Ge Maogen Wang Xiaoqiao Ling lin

(School of Mechanical and Automotive Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: The tolerance distribution model of quality control points oriented to assembly accuracy was established to characterize the nonlinear coupling relationship among the different kinds of quality control points and reveal accumulation law of assembly error. The chaos theory and two-stage variation strategy were adopted to improve multiple objective particle swarm optimization (MOPSO). Before the assembly process, the initial distribution results of quality control points were calculated. The redistribution mechanism was implemented when upstream quality control points were instantiated. Then the tolerance of downstream quality control points would be redistributed to provide decision support for the instantiation of subsequent quality control points. The online optimization and former feed-forward control of assembly quality were achieved. The online optimization of gasket-selection and tighten lock nut in the active gear axle assembly process was given to verify the feasibility and effectiveness of the proposed method.

Key words: Complex mechanical products Assembly quality Tolerance distribution model Multiple objective particle swarm optimization

引言

复杂机械产品装配过程属于多工序制造过程,具有复杂性、动态性和非线性等特点,最终产品的装配质量是各道工序误差传递累积的结果,为了揭示装配过程中误差累积和传递规律,实现对各种不确定因素引起的装配误差进行调整和补偿,国内外学

者基于模型驱动机制建立了状态空间方程,在刚性和柔性装配过程^[1-2]中取得了较好效果,状态空间模型给出了产品关键质量属性和装配过程关键控制特性之间的几何关系,属于通用的线性模型。

但装配质量不仅局限于几何要素,它还包括力、力矩、位移、角度等,这些不同类型的具有非线性相关关系的质量控制点以在制品为载体,向下游工序

流转的过程中,不断融合形成最终产品的质量属性。本文通过建立多目标装配函数,表征装配过程中不同类型质量控制点间的非线性耦合关系,利用混沌理论与双阶段变异策略改进多目标粒子群算法,结合装配过程中上游质量控制点公差带的实例数据求解多目标装配函数,进行下游工序质量控制点公差再分配,为后续质量控制点的实例化提供决策支持,实现装配质量的在线控制和误差动态补偿。

1 装配过程质量控制策略

从装配质量形成过程角度出发,定义装配过程中两类集合^[3]:

(1)质量属性集:质量属性是由装配过程中若干质量要素耦合而成并直接保证最终产品某项功能的质量特征,这类质量特征集合即构成了质量属性集。

(2)质量控制点集:表示装配过程中,参与产品质量属性形成且无法单独满足产品某项功能要求的装配要素集合。质量控制点以实体零部件为信息载体,依照一定的规则(装配层次结构等)进入装配环境;存在相关关系的质量控制点间,通过动态的、非线性的相互作用,形成产品的各项质量属性。

建立多目标装配函数,实现装配过程中不同类型质量控制点间的非线性耦合关系定量显式表达,根据装配函数构建以求解最小值为目标的多目标优化模型,在装配过程开始前,计算各质量控制点公差初始分配结果,当上游质量控制点根据初始分配结果被实例化后,启动再分配机制,结合实例化数据对多目标优化模型再次求解,实现下游工序的质量控制点公差在线再设计,为质量控制点的实例化提供决策支持,质量控制点公差带在线优化流程如图 1 所示。

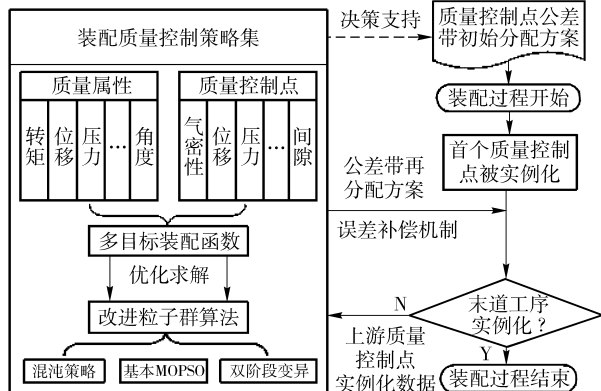


图 1 质量控制点公差带在线优化流程

Fig. 1 Online optimization process of quality control point tolerance

图中虚线表示装配操作开始前对质量控制点公

差进行初始分配;黑色粗线表示装配过程中质量控制点公差再分配反馈回路。

2 质量控制点公差分配模型

质量控制点公差分配模型是由多目标、多约束条件下的装配函数衍化而来,多目标、多约束条件的装配函数构建步骤分为:①通过对产品结构、装配工艺以及历史装配质量数据的分析,建立结构域、工艺域到质量域的映射关系;对质量域信息进行归纳和分类,辨识、提取质量控制点与质量属性,形成质量控制点集与质量属性集。②从装配精度角度出发,综合考虑质量控制点在质量属性形成过程中的装配约束关系,建立质量属性与相关质量控制点间的定量函数关系;针对某类具体产品时,方程组中所含目标函数的数量即为该产品质量属性的数量。③公差在线优化后的结果应该满足产品设计时的质量特性、力学要求和机械性能等方面的设计指标,因此在求解装配函数时需要考虑设计时制定的各质量控制点公差范围以及质量属性指标,将其作为约束条件引入装配函数中。

质量控制点与质量属性间的定量耦合函数关系会随产品类型变化而变化,针对不同类型的产品会得到不同的实例化装配函数,给出多目标、多约束条件下装配函数关系的泛化描述。

定义 1 多目标、多约束条件装配函数

$$y = f(\mathbf{x}) = [f_1(\mathbf{x}), f_2(\mathbf{x}), \dots, f_q(\mathbf{x})] \quad (1)$$

$$\text{s. t. } \begin{cases} g_l(\mathbf{x}) \geq 0 & (l = 0, 1, \dots, u) \\ h_k(\mathbf{x}) = 0 & (k = 0, 1, \dots, v) \\ \mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n) \\ x_{j\min} \leq x_j \leq x_{j\max} & (j = 1, 2, \dots, n) \end{cases}$$

式中 \mathbf{x} —— n 维决策变量,表示装配过程中的质量控制点集合

$x_{j\min}$ ——产品设计时,第 j 个质量控制点的公差下限

$x_{j\max}$ ——产品设计时,第 j 个质量控制点的公差上限

n ——质量控制点数量

f_i ——装配过程中第 i 个质量属性

q ——质量属性数量

$g_l(\mathbf{x})$ ——装配过程中不等式约束

$h_k(\mathbf{x})$ ——装配过程中等式约束

当 l 与 k 均为零时上述优化问题退化为多目标无约束优化问题。

为了便于设计相应算法进行模型的解算,在式(1)基础上对目标函数进行变型,在考虑质量属性设计指标的基础上,将问题转换成以求解最小值

为目标的多目标优化问题,实现质量控制点公差分配模型的建立。

定义2 质量控制点公差分配模型

在定义1的基础上,对 y 进行变换,转换为以求解最小值为目标的多目标优化问题

$$y' = e(\mathbf{x}) = [e_1(\mathbf{x}), e_2(\mathbf{x}), \dots, e_q(\mathbf{x})] \quad (2)$$

其中 $e_i(\mathbf{x}) = |f_i(\mathbf{x}) - t_i|$

式中 t_i ——产品设计时质量属性标准值

约束条件与决策变量按照定义1。

综上所述,质量控制点公差分配模型的建立过程如图2所示。

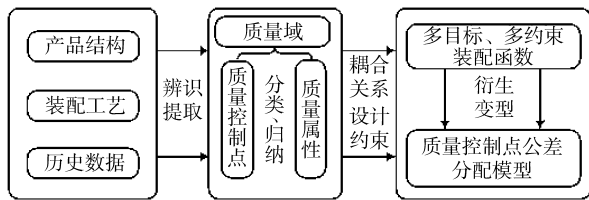


图2 质量控制点公差分配模型建模过程

Fig.2 Modeling process of quality control points tolerance allocation model

为了便于描述,引入定义3与定义4。

定义3 帕累托支配

有一组可行解 $\mathbf{x} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ 与 $\mathbf{c} = (c_1, c_2, \dots, c_n)$,称为 \mathbf{x} 支配 \mathbf{c} ,记做 $\mathbf{x} < \mathbf{c}$ 当且仅当 \mathbf{x} 在所有目标上均不差于 \mathbf{c} ,且至少在一个目标上严格好于 \mathbf{c} 。

定义4 帕累托最优

决策变量 \mathbf{x}^* 是帕累托最优,当且仅当不存在某个决策变量 $\mathbf{x} \neq \mathbf{x}^*$ 支配 \mathbf{x}^* 。

3 多目标粒子群算法

3.1 基本多目标粒子群

粒子群优化(Particle swarm optimization, PSO)是由Kennedy等^[4-5]提出的一种基于迭代进化的群体智能优化算法。基本多目标粒子群优化的速度和位置迭代公式为

$$\begin{cases} v_{i,j}(t+1) = wv_{i,j}(t) + c_1 a_1 (p_{i,j}(t) - x_{i,j}(t)) + \\ \quad c_2 a_2 (pg_{i,j} - x_{i,j}(t)) \\ x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + v_{i,j}(t+1) \end{cases} \quad (i=1,2,\dots,m; j=1,2,\dots,n) \quad (3)$$

式中 t ——当前进化代数

$v_{i,j}(t+1)$ ——种群进化到 $t+1$ 代时群体中第 i 个粒子第 j 维的速度

$x_{i,j}(t+1)$ ——种群进化到 $t+1$ 代时群体中第 i 个粒子第 j 维的位置

w ——惯性权重 c_1, c_2 ——学习因子

a_1, a_2 —— $[0,1]$ 区间内的相互独立的随机数

$p_{i,j}(t)$ ——粒子 i 在第 t 代时经历的个体最优位置

$pg_{i,j}$ ——个体 i 的全局最优位置

m ——种群规模 n ——粒子维度

其中需要注意的是,多目标进化算法由于目标间的冲突性,一般不存在整个种群的全局最优,这里全局最优粒子是针对每个粒子^[6]。

3.2 改进多目标粒子群优化

3.2.1 种群初始化

初始解群分布多样性,将会有助于求解效率与解的质量,利用混沌具有不重复的遍历性和伪随机特性初始化粒子的位置,以提高种群的多样性,本文采用混沌Logistic映射进行种群初始化^[7],即

$$L(i+1) = \mu L(i)(1-L(i))$$

$$(L(i) \in (0,1); i=1,2,\dots,n) \quad (4)$$

式中 μ ——控制系统混沌程度的常数,取为4

然后,对于 m 个粒子处于 n 维空间中,首先产生 m 个随机初值 $L_1(1), L_2(1), \dots, L_m(1)$ 。将该混沌序列中的 m 个初值代入式(4)经过 n 次迭代运算,将产生 m 条运动轨迹。从 m 条混沌运动轨迹中取 n 个迭代值,代入

$$x_{k,i} = L_k(i)(i_{\max} - i_{\min}) + i_{\min} \quad (5)$$

得到

$$\begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \dots & x_{1,n} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \dots & x_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{m,1} & x_{m,2} & \dots & x_{m,n} \end{bmatrix}$$

式中 $x_{k,i}$ ——第 k 个粒子第 i 维的坐标

$L_k(i)$ ——第 k 个粒子随机初始值 $L_k(1)$ 运用式(4)经过 i 次迭代运算后的值

i_{\max}, i_{\min} ——第 i 维的上、下限

3.2.2 速度更新公式参数设置

惯性权重用来控制粒子在搜索空间搜索行为,在进化初期使用较大的惯性权重有利于对搜索空间的开发,避免限于局部最优;在进化后期,采用较小的惯性权重可以加强对局部区域的开发能力,使之收敛于最优解。采用随时间递减的指数型惯性权重策略^[8],即

$$w(t) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) e^{-\left(\frac{4t}{t_{\max}}\right)^2} \quad (6)$$

式中 $w(t)$ ——第 t 代时粒子采用的惯性权重

w_{\min} ——惯性权重最小值,取0.4

w_{\max} ——惯性权重初始最大值,取0.9

t_{\max} ——最大进化代数

采用 c_1 随时间线性递减而 c_2 线性递增的方式来

控制加速因子,即

$$\begin{cases} c_1(t) = (c_{1,\min} - c_{1,\max})t/t_{\max} + c_{1,\max} \\ c_2(t) = (c_{2,\max} - c_{2,\min})t/t_{\max} + c_{2,\min} \end{cases} \quad (7)$$

其中 $c_{1,\max} = c_{2,\max} = 2.5$ $c_{1,\min} = c_{2,\min} = 0.5$

3.2.3 双阶段变异策略

均匀随机变异可以提高种群多样性,高斯变异可以加强局部开发搜索^[9],在此基础上本文结合文献^[10],采用两阶段变异策略,在进化前期($t_{\max}/2$),若某粒子的个体最优在5代内没有被新位置支配,则随机选取该粒子位置的其中一维进行均匀随机变异,在此之后截止 $0.8t_{\max}$,如果某粒子7代都没有变化,则进行高斯变异,在 $0.8t_{\max}$ 至最大代数则不采用变异策略。变异策略公式为

$$g_{h(k)} = \begin{cases} g_k + \Delta(t, UB - g_k) & (f=0) \\ g_k - \Delta(t, g_k - LB) & (f=1) \end{cases} \quad (8)$$

$$\Delta(t, x) = x(1 - |r| \left(1 - \frac{t}{t_{\max} - t}\right)^5)$$

式中 g_k ——变异前该粒子中的第 k 维位置

$g_{h(k)}$ ——变异后该粒子第 k 维的位置

f ——离散分布的随机数

r ——在进化开始至 $0.5t_{\max}$ 代时, r 是 $(0, 1)$

区间均匀分布的随机数;在 $0.5t_{\max}$ 至

$0.8t_{\max}$ 代时, r 为服从均值为 0 标准差为 0.33 的正态分布随机数

3.2.4 外部精英集维护

采用外部精英集(简称精英集)存放种群迭代过程中的非支配解,每代生成的非支配解存入精英集前需要同精英集中包含的非支配解进行支配关系比较,只有新的非支配解不被精英集中任何一个解支配时,该解才能进入精英集中;若 A 中已有的解被新进入的非支配解支配,则被支配的解从精英集中剔除,当精英集中的粒子达到精英集的最大存储数量 M 时启动截断机制,在限制非支配解数量的同时保证精英集中非支配解的分布多样性。国内外学者采用聚类技术^[11]、小生境技术^[12],但几种算法均有各自缺陷。聚类技术的计算复杂度较高,小生境技术的参数难以选定;自适应网格法的计算代价低且无需设置额外的参数,但是当网格中包含的粒子数都等于 1 时,全局最优粒子的选择将退化为随机搜索;拥挤距离排序技术虽然计算复杂度较高,但是反映了粒子的密度信息和拥挤程度,有利于裁剪冗余度大的粒子,从而更好地维护解的多样性^[13]。因此采用基于拥挤距离的策略对精英集进行维护,按照拥挤距离从大到小的顺序对精英集内非支配解进行排列,取排名前 M 个非支配解留在精英集中,将多余的非支配解剔除。

3.2.5 全局最优粒子的选择

为了使粒子能够更快地飞向帕累托前沿,加快收敛速度,采用 Sigma 方法^[14]。以两目标优化为例,目标函数为 f_1, f_2 ,则 $f_2 = \alpha f_1$ ($\alpha > 0$),代表二维空间中斜率为 α 的直线公式。所有在直线 $f_2 = \alpha f_1$ 上的点都被赋予同一个 Sigma 值,即

$$\sigma = \frac{f_1^2 - f_2^2}{f_1^2 + f_2^2} \quad (9)$$

这些 Sigma 值代表了位于直线 $f_2 = \alpha f_1$ 与 f_1 轴线间的夹角。为了搜索粒子 i 的全局最优,计算档案中所有成员的 Sigma 值 $\sigma_p, p = 1, 2, \dots, n_s, n_s$ 为档案中非支配解数量;之后计算种群中粒子 i 的 Sigma 值 σ_i ,最后计算 σ_p 与 σ_i 的欧氏距离,此距离最近者将被选为粒子 i 的全局最优。

3.3 算法步骤

(1)采用混沌策略初始化种群,设置惯性权重和学习因子的初始状态,粒子的初始速度为零,根据初始种群计算外部精英集,粒子的起始位置即为初始个体最佳位置。

(2)利用第 3.2.5 节中的方法为粒子选择全局向导。

(3)根据式(3)进行速度和位置的迭代计算,之后进行约束检验,如超出范围则不进行更新。

(4)根据当前进化代数进行变异条件检验,如果满足变异条件则按照第 3.2.3 节中对粒子进行变异,利用目标函数判断当前粒子是否优于该粒子的历史最佳位置,满足条件时更新粒子的个体历史最佳位置。

(5)计算当前运行代数中的非支配解,结合外部精英集中的解进行外部精英集更新,如果外部精英集达到最大容量则启动基于拥挤距离的截断机制,以维护帕累托前沿的多样性。

(6)判断当前是否达到最大进化代数,如果没有结束则转至步骤(2),达到最大进化代数则停止迭代输出帕累托最优集以及相应的粒子位置。

(7)根据一定策略(层次分析法、投影寻踪法)或是依据具体工程问题采用适当方法从帕累托最优解中选取满意解。

4 实例验证

主锥总成装配过程中圆锥滚子轴承预紧力和主齿螺母拧紧转矩是产品设计需要保证的,预紧力过小将影响主动齿轮传动精度;过大则会加速轴承磨损。在主轴以及轴承、轴承座等零件确定后,圆锥滚子轴承预紧力主要是由垫片厚度和主齿螺母拧紧转矩所决定(先测量并选择垫片,最后一道工序为锁

紧主齿螺母),在同样的拧紧转矩作用下,垫片越薄则轴承预紧力越大;在垫片厚度一定时,螺母拧紧转矩与主齿螺母拧紧转矩呈正相关关系,将预紧力和主齿螺母选作质量属性,建立两目标装配优化函数。

由分析可知,影响质量属性的工艺因素主要是垫片的选择和最后一道工序中主齿螺母拧紧。在自动流水装配线上多采用选垫机代替传统的经验选择模式^[15],选垫过程如图3所示。

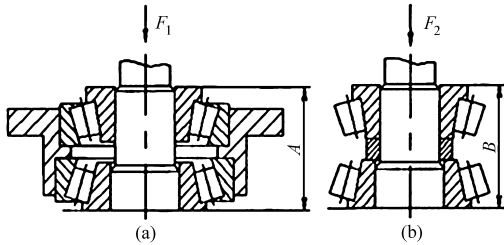


图3 选垫过程

Fig.3 Process of gasket-selection

首先按照图3a将下轴承内圈装在定位芯轴上,再将带轴承外圈的轴承座装上,最后装上轴承内圈。施加压力 F_1 , F_1 为轴承预紧时需要的最佳预紧力,测量上、下轴承内圈外端面的距离为 A ,后按照图3b只安装上、下轴承内圈和隔套,施加轴向力 F_2 ,测量压缩后高度为 B ,垫片高度 H 为 $A - B$ 。

上轴承受到轴向力后的轴向位移为

$$\delta_a = \frac{7.66 \times 10^{-5} F_1^{0.9}}{Z_a^{0.9} l_{ea}^{0.8} (\sin \alpha_a)^{1.9}} \quad (10)$$

式中 Z_a ——滚子数目 α_a ——接触角

l_{ea} ——滚子有效长度

$$F = \frac{T}{k_n d} \quad (11)$$

式中 T ——主齿螺母拧紧转矩

k_n ——拧紧转矩系数,取0.2

d ——螺栓公称直径

F ——由 T 引起的轴向力

隔套受力形变量为

$$\Delta L_3 = \frac{F_2 L_3}{E_2 \pi (R_2^2 - R_1^2)} \quad (12)$$

其中 $F_2 = F - F_1$

式中 L_3 ——隔套原始长度 R_1 ——隔套外径

E_2 ——隔套弹性模量 R_2 ——隔套内径

轴承内圈形变可简化为空心圆台受轴向力压缩模型,圆台在上端面受轴向力 F_2 时的压缩量为

$$\Delta = \int_0^{l_1} \frac{F_2}{E_1 \pi [(l \cos \beta_1 + r_1)^2 - r_2^2]} dl \quad (13)$$

式中 E_1 ——上轴承的弹性模量

B_1 ——上轴承大端面与母线夹角

B_2 ——下轴承大端面与母线夹角

L_1 ——上轴承内圈高度

L_2 ——下轴承内圈高度

r_1 ——上轴承小端面半径

r_2 ——上轴承内径半径

r_3 ——下轴承小端面半径

r_4 ——下轴承内径半径

表1 主锥总成相关参数

Tab.1 Relevant parameters of active gear axle assembly

参数	数值	参数	数值
$T/N \cdot m$	750 ~ 800	F_1/N	2 715 ~ 8 146
k	0.2	d/mm	39
$\alpha_a/(\circ)$	12	$\alpha_b/(\circ)$	19.5
l_{ea}/mm	19.69	l_{eb}/mm	20.82
$Z_a/\text{个}$	19	$Z_b/\text{个}$	20
R_1/mm	27.5	R_2/mm	33.9
E_1/GPa	206	E_2/GPa	210
L_1/mm	29.02	L_2/mm	33.5
$B_1/(\circ)$	86	$B_2/(\circ)$	83
r_1/mm	36.26	r_2/mm	27.5
r_3/mm	38.41	r_4/mm	30
L_3/mm	12		

由图3可知 $A = A_0 - (\delta_a + \delta_b)$ (14)

$B = B_0 - (\Delta b_1 + \Delta b_2 + \Delta b_3)$ (15)

式中 A_0 ——图3a选垫模型中未受压力前的两轴承外端面初始距离

B_0 ——图3b选垫模型中未受压力前的两轴承外端面初始距离

Δb_1 ——上轴承内圈受力后的压缩量

Δb_2 ——隔套受力后的压缩量

Δb_3 ——下轴承内圈受力后的压缩量

δ_a ——上轴承形变量

δ_b ——下轴承形变量

令 $H = A_0 - (\delta_a + \delta_b) - B_0 + \Delta b_1 + \Delta b_2 + \Delta b_3$ (16)

令 $\delta_a + \delta_b = F_1^{0.9} (a_1 + a_2) = a F_1^{0.9}$ (17)

$F_1 = 2 715 \sim 8 146$ N时

$$F_1^{0.9} \approx \frac{F_1}{2.33} \quad (18)$$

将式(18)代入式(17)得

$$a F_1^{0.9} = \frac{a}{2.33} F_1 \quad (19)$$

$$\Delta b_1 + \Delta b_2 + \Delta b_3 = (F - F_1) b \quad (20)$$

联立(10)、(12)、(13)、(19)、(20)并将表1数据代入得

$$F_1 = \frac{4.5 \times 10^{-3} + 21.6 \times 10^{-10} F - H}{7.39 \times 10^{-9}} \quad (21)$$

由式(11)与表1中数据得到 $F = 9 615.38 \sim 10 256.41$ N。

为了简化方程,采用 F 来代替拧紧转矩 T 作为质量属性,根据第 2 节中的装配函数和质量控制点公差分配模型的转换步骤可得到

$$\begin{cases} \min Y_1 = \left| \frac{4.5 \times 10^{-3} + 2.16 \times 10^{-9} F - H}{7.39 \times 10^{-9}} - 5430.5 \right| \\ \min Y_2 = |F - 9935.90| \end{cases} \quad (22)$$

$$\text{s. t.} \begin{cases} -4.47993615 \times 10^{-3} \leq 2.16 \times 10^{-9} F - H \\ 2.16 \times 10^{-9} F - H \leq -4.43980106 \times 10^{-3} \\ 9615.38 \leq F \leq 10256.41 \\ 4.32 \leq H \leq 5.40 \end{cases}$$

采用 C# 与 SQL2005 进行算法实现,使用 SPSS Statistics 输出结果图形。算法参数设置如下:种群和外部精英集规模分别设为 50、100,迭代次数 $t_{\max} = 250$ 。

初始化分配结果如图 4 所示。将算法流程中除去混沌策略和变异机制后的简化算法作为比对算法,简化算法初始化运行结果如图 5 所示。从图 4 与图 5 对比可以看出,本文算法具有更好的收敛性,初始分配方案为 $F = 9935.90 \text{ N}$, $H = 4.4813 \text{ mm}$,因垫片厚度 H 是离散值,故取最相近厚度为 4.48 mm 的垫片;将 $H = 4.48 \text{ mm}$ 代入式 (22) 中得到新的目标方程组,启动再分配机制,求解 F ;再分配结果如图 6 所示,与图 7 比较可以发现,改进粒子群算法具有更好的多样性和分布均匀性。选择满意解时,从工程应用角度出发,由于轴承的轴向预紧力对总成的性能有着重要影响,所以优先保证 Y_1 ,取帕累托最优集中最小的 $Y_1 = 87.67$ 即 $F_1 = 5518.17 \text{ N}$ 时, $F = 9620.04 \text{ N}$ 即 $T = 750.36 \text{ N} \cdot \text{m}$ 。

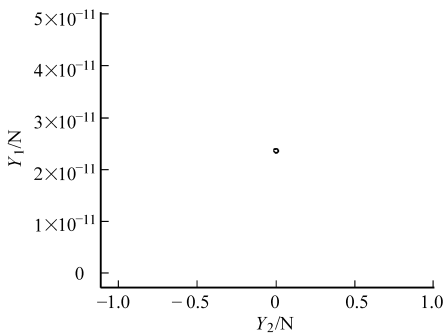


图 4 改进算法初始化优化结果

Fig. 4 Initialization optimization results based on improved algorithm

5 结论

(1) 建立面向装配精度的质量控制点公差带分配模型,实现装配过程中不同类型质量控制点间的

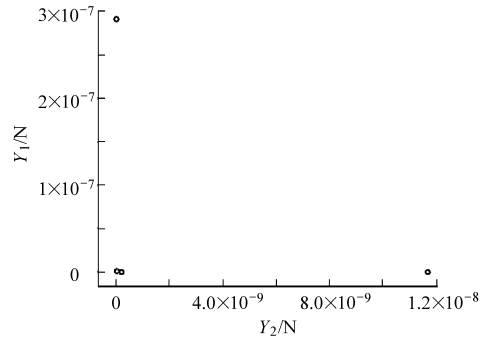


图 5 简化算法初始化优化结果

Fig. 5 Initialization optimization results based on simplified algorithm

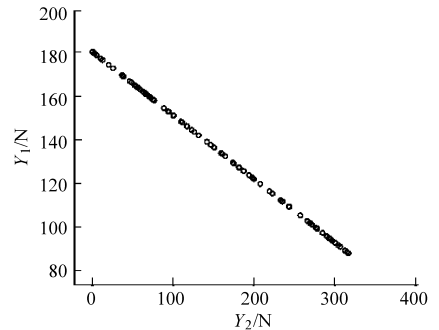


图 6 改进算法再分配优化结果

Fig. 6 Redistribution optimization results based on improved algorithm

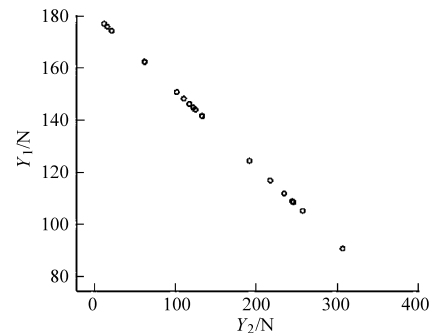


图 7 简化算法再分配优化结果

Fig. 7 Redistribution optimization results based on simplified algorithm

非线性耦合关系的量化表达,揭示装配误差的传递、累积与协调机制。

(2) 利用混沌理论与双阶段变异策略对多目标粒子群算法进行改进,在提高收敛精度的同时保证了帕累托最优集的多样性。

(3) 依据装配过程中上游质量控制点实例化数据,利用改进粒子群算法解算公差带分配模型,进行公差带后续工序质量控制点公差带在线再分配,为后续质量控制点的实例化提供决策支持,实现装配质量在线控制和误差补偿,最后以某型主锥总成装配过程为例证明了该方法的可行性。

参 考 文 献

- 1 Huang W, Lin J, Kong Z, et al. Stream-of-variation (SOVA) modeling II: a generic 3D variation model for rigid body assembly in multi station assembly processes [J]. ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2007, 129(4): 832 ~ 842.
- 2 Xie Kang, Wells Lee, Camelio Jaime A, et al. Variation propagation analysis on compliant assemblies considering contact interaction [J]. ASME Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2007, 129(1): 934 ~ 942.
- 3 Liu Mingzhou, Zhao Zhibiao, Ge Maogen, et al. Research of correlation-model between qualities attributes and quality control points in assembly process of the complex product based on network flow [J]. Advanced Materials Research, 2012, 403 ~ 408; 3 015 ~ 3 021.
- 4 茅健, 郑华文, 曹衍龙, 等. 基于粒子群算法的圆柱度误差评定方法[J]. 农业机械学报, 2007, 38(2): 146 ~ 149.
Mao Jian, Zheng Huawen, Cao Yanlong, et al. Method for cylindricity errors evaluation using particle swarm optimization algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2007, 38(2): 146 ~ 149. (in Chinese)
- 5 张建军, 张利, 穆海芳, 等. 基于改进粒子群优化 BP 网络的发动机故障诊断方法[J]. 农业机械学报, 2011, 42(1): 198 ~ 203.
Zhang Jianjun, Zhang Li, Mu Haifang, et al. Improved BP-neural net work of the particle swarm optimization in the research on engine fault diagnosis [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2011, 42(1): 198 ~ 203. (in Chinese)
- 6 Margarita Reyes-Sierra, Coello Coello Carlos A. Multi-objective particle swarm optimizers a survey of the state-of-the-art [J]. International Journal of Computational Intelligence Research, 2006, 2(3): 287 ~ 308.
- 7 刘朝, 祁荣宾, 钱锋. 融合交叉变异和混沌的新型混合粒子群算法[J]. 化工学报, 2010, 61(11): 2 861 ~ 2 867.
Liu Zhao, Qi Rongbin, Qian Feng. A novel hybrid particle swarm optimization algorithm merging crossover mutation and chaos [J]. CIESC Journal, 2010, 61(11): 2 861 ~ 2 867. (in Chinese)
- 8 Chen G M, Huang X B, Jia J Y, et al. Natural exponential inertia weight strategy in particle swarm optimization [C] // Proceedings of the 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, 2006: 3 672 ~ 3 675.
- 9 陶新民, 刘福荣, 刘玉, 等. 定向多尺度变异克隆选择优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(2): 175 ~ 181.
Tao Xinmin, Liu Furong, Liu Yu, et al. Clone selection optimization algorithm with directional multi-scale mutation [J]. Control and Decision, 2011, 26(2): 175 ~ 181. (in Chinese)
- 10 Tripathi P K, Bandyopadhyay S, Pal S K. Multi-objective particle swarm optimization with time variant inertia and acceleration coefficients [J]. International Sciences, 2007, 177(22): 5 033 ~ 5 049.
- 11 Pulido G T, Coello C A C. Using clustering technique to improve the performance of a multi-objective particle swarm optimizer [J]. Lecture Notes on Computer Science, 2004, 3102: 225 ~ 237.
- 12 Lechuga M S, Rowe J. Particle swarm optimization and fitness sharing to solve multi-objective optimization problems [C] // IEEE Congress on Evolutionary Computation. Edinburgh: IEEE Press, 2005: 1 204 ~ 1 211.
- 13 施展, 陈庆伟, 基于 QPSO 和拥挤距离排序的多目标量子粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2011, 26(4): 540 ~ 547.
Shi Zhan, Chen Qingwei. Multi-objective quantum-behaved particle swarm optimization algorithm based on QPSO and crowding distance sorting [J]. Control and Decision, 2011, 26(4): 540 ~ 547. (in Chinese)
- 14 Mostaghim S, Teich J. Strategies for finding good local guides in multi-objective particle swarm optimization (MOPSO) [C] // IEEE 2003 Swarm Intelligence Symposium, 2003: 26 ~ 33.
- 15 林巨广, 邢刚, 陈欣. 汽车驱动桥主动锥齿轮总成垫片测量模型分析[J]. 合肥工业大学学报, 2005, 28(7): 778 ~ 780.
Lin Juguang, Xing Gang, Chen Xin. Analysis of the measuring model of assembly gaskets of the initiative taper gear axis of the automobile's driving axle [J]. Journal of Hefei University of Technology, 2005, 28(7): 778 ~ 780. (in Chinese)

~~~~~

(上接第 241 页)

- 14 余泳昌, 胡建东, 毛鹏军. 现代化温室环境参数的模糊控制[J]. 农业工程学报, 2002, 18(2): 72 ~ 75.  
Yu Yongchang, Hu Jiandong, Mao Pengjun. Fuzzy control for environment parameters in greenhouse [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2002, 18(2): 72 ~ 75. (in Chinese)
- 15 宫赤坤, 陈翠英, 毛罕平. 温室环境多变量模糊控制及其仿真[J]. 农业机械学报, 2000, 31(6): 52 ~ 54.  
Gong Chikun, Chen Cuiying, Mao Hanping. Multivariable fuzzy control and simulation of a greenhouse environment [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2000, 31(6): 52 ~ 54. (in Chinese)
- 16 钟应善, 杨家强, 邓劲莲. 温室温度和湿度的多变量模糊控制技术[J]. 农业机械学报, 2001, 32(3): 75 ~ 78.  
Zhong Yingshan, Yang Jiaqiang, Deng Jinlian. Multivariable fuzzy control of temperature and humidity in a greenhouse [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2001, 32(3): 75 ~ 78. (in Chinese)