

文章编号 1004-924X(2019)04-0879-10

改进人工蜂群在三维椭圆振动切削颤振抑制中的应用

卢明明, 陈建中, 周家康, 林洁琼*, 谷 岩

(长春工业大学 机电工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要:针对三维椭圆振动切削在精密光学元件加工过程中颤振会降低光学元件加工质量的问题,对 3D-EVC 过程中的颤振进行研究。抑制颤振可看作切削参数的优化问题,即利用智能优化算法寻优获得最佳切削参数以满足颤振抑制参数的要求。为此提出一种改进的人工蜂群算法,应用于三维椭圆振动切削加工过程中以进行切削参数的优化,从而抑制切削过程中的颤振现象。并且将蜜蜂进化策略同粒子群算法中算子移动的“认知”和“社会”两部分进行结合,通过引入惯性权重来提高全局最优解的搜索能力及收敛性能;并且建立了刀触点振动幅值、切削深度、进给量及主轴转速之间的数学模型,最后应用改进人工蜂群(PABC)算法对理论模型进行参数优化;实验结果显示,通过参数优化后,刀尖点振动幅值显著下降,且工件表面粗糙度降低了 70%。验证了利用该方法对 3D-EVC 过程中颤振现象进行抑制的有效性。

关键词:三维椭圆振动切削;颤振;人工蜂群算法;参数优化

中图分类号:TH161; TP391 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20192704.0879

Application of improved artificial bee colony algorithm on chatter suppression in three-dimensional elliptical vibration cutting

LU Ming-ming, CHEN Jian-zhong, ZHOU Jia-kang, LIN Jie-qiong*, GU Yan

(School of Mechatronics Engineering,

Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

* Corresponding author, E-mail: linjieqiong@ccut.edu.cn

Abstract: Aiming at the problem that the chatter of the Three-Dimensional Elliptical Vibration Cutting (3D-EVC) will reduce the quality of optical components. Therefore, the chatter phenomenon in 3D-EVC process need be suppressed. The chatter problem can be regarded as an optimization problem of cutting parameters. In other words, an intelligent optimization algorithm must be used to obtain the optimal cutting parameters to meet the requirements of the chatter suppression parameters. Therefore, a Particle-Artificial Bee Colony (PABC) algorithm is proposed to optimize the cutting parameters of 3D-EVC to suppress the chatter phenomenon. In addition, a bee evolutionary strategy is combined with the “cognition” and “social” operator movements in the particle swarm optimization algorithm. Furthermore, introducing the inertial weight can improve the search ability and convergence performance of the global optimal solution. A mathematical model of the vibration

收稿日期:2018-11-09; **修订日期:**2018-12-11.

基金项目:科技部国家重点研发计划资助项目(No. 2016YFE0105100);吉林省微纳与超精密制造重点实验室资助项目(No. 20140622008JC);吉林省科技发展计划项目资助(No. 20180201052GX, No. 20180101034JC);吉林省教育厅“十三五”科研规划项目资助(No. JJKH20181038KJ)

amplitude in the tool tip point is established, and the cutting depth, feed rate, and spindle speed are utilized for the 3D-EVC process. Finally, parameter optimization is implemented by the proposed method. Experimental results show that the vibration amplitude of the tool tip point decreased significantly, whereas the surface roughness of the workpiece was reduced by 70% after the PABC parameters were optimized. These results prove that the proposed method is effective at suppressing chatter in the 3D-EVC process.

Key words: three-dimensional elliptical vibration cutting; chatter; Artificial Bee Colony (ABC) algorithm; parameter optimization

1 引 言

近年来,大口径、复杂面型的高精度光学零件加工一直是衡量精密制造技术水平的关键,作为一种具有很大发展潜力的超精密切削技术,三维椭圆振动切削(Three-dimensional Elliptical Vibration Cutting, 3D-EVC)自 2005 年由日本学者社本英二教授首次提出以来^[1],在难加工材料加工及自由曲面创成等方面取得了很大突破。相较于传统的振动辅助切削、二维椭圆振动切削^[2-3],三维椭圆振动切削在曲面适应性方面更具优势^[4-5]。目前,国内外研究学者分别针对 3D-EVC 装置设计、加工表面形貌、路径规划及切削力建模等方面进行了相关研究^[6-10]。3D-EVC 技术虽然在一定程度上能够缓解颤振带来的影响^[11],但并不能完全消除颤振。因此,本文在前人贡献的基础上针对 3D-EVC 过程中颤振抑制策略展开研究,寻找一种抑制 3D-EVC 过程颤振的方法。

目前为止,EVC 中颤振抑制关键技术:变切削参数、椭圆振动切削中变切入角及利用外加传感器主动控制颤振等方法^[12-14]。然而采用外加传感器主动控制颤振方法降低了机构的稳定性,也同时增加了 3D-EVC 的控制难度。相对而言,采用变切削参数能够较好地抑制颤振现象,同时改进优化算法对切削参数进行优化,进而抑制加工过程中颤振现象。

近年来,群智能优化算法以其良好的适应性和较强的全局搜索能力被逐渐应用于众多领域,而基于群智能搜索方法的人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)自 2005 年由 Karaboga 首次提出以来^[15],一直受到众多学者的广泛关注。基本 ABC 算法中,主要包括 3 种不

同类型的蜜蜂:采蜜蜂、跟随蜂和侦查蜂。通过它们之间信息交流、职能转换及相互协调达到最佳搜索效果^[16-18]。在多维函数优化问题中,ABC 搜索最佳蜜源的过程就是多维函数寻优过程。其具有搜索速度快、鲁棒性强及寻优效果好等优点,但也有其缺陷,例如:单一选择造成全局搜索能力不足,易陷入局部最优^[19]。因此,针对不同优化问题对 ABC 进行合理改进能够进一步提高算法的性能。目前为止,该方法及其对应的算法主要应用在数值优化、神经网络训练^[20]、误差评定^[21]、动态波达方向跟踪^[22]以及并联机器人正运动求解^[23]等工程问题中。

基于以上分析,本文提出一种基于 PSO 的改进人工蜂群算法(PABC);利用 PABC 算法来研究 3D-EVC 颤振模型参数优化问题。论文结构如下:首先,改进人工蜂群算法原理,接着利用基准测试函数对其进行性能测试;然后建立 3D-EVC 颤振模型并确定目标函数;最后,经过实验验证了该方法抑制颤振现象的有效性。

2 改进人工蜂群算法原理

2.1 传统人工蜂群算法

在传统 ABC 算法中主要包括:3 种不同身份的蜜蜂与蜜源。其中侦查蜂和跟随蜂又统一可称为待工蜂。在这里,传统 ABC 算法的求解过程描述如下:

(1)初始时刻,随机生成蜜源位置(X_1, \dots, X_{N_s})及可行解 X_i ,然后各蜜源的质量将被计算,最后排名前 N_e 的解作为初始的采蜜蜂种群 $\mathbf{X}(0)$;

(2)对于采蜜蜂 $\mathbf{X}_i(n)$,在当前位置向量(即蜜源)附近邻域进行搜索新的蜜源位置,由式(1)计算:

$$\mathbf{V}_i^j = \mathbf{X}_i^j + \varphi_i^j (\mathbf{X}_i^j - \mathbf{X}_k^j), \quad (1)$$

式中: $j \in \{1, 2, \dots, D\}$, $k \in \{1, 2, \dots, N_e\}$, φ_i^j 代表 $[-1, 1]$ 之间随机产生的数值。同时,根据最大搜索次数重新随机初始化采蜜蜂的位置;

(3) 选取具有更优适应度函数值的蜜源保留给下一代的种群,由式(2)计算其概率分布:

$$P\{T_s(\mathbf{X}_i, \mathbf{V}_i) = \mathbf{V}_i\} = \begin{cases} 1, & f(\mathbf{V}_i) \geq f(\mathbf{X}_i) \\ 0, & f(\mathbf{V}_i) < f(\mathbf{X}_i) \end{cases}. \quad (2)$$

(4) 依照“轮盘赌选择”通过选择一个采蜜蜂分享的最优蜜源信息,然后,在其邻域内同样进行新位置的搜索,选择概率由式(3)进行计算:

$$P\{T_{sl}(\mathbf{X}) = \mathbf{X}_i\} = \frac{f(\mathbf{X}_i)}{\sum_{m=1}^{N_e} f(\mathbf{X}_m)}. \quad (3)$$

(5) 类似步骤(2)和步骤(3),根据式(1)和式(2)选择的最优适应度函数,记下种群最终更新过后达到的最优适应度值 f_{best} 及相应的位置 (x_1, x_2, \dots, x_D) ;

(6) 根据停止准则,初始化采蜜蜂位置或停止算法,输出适应度函数最优值和相应的蜜源位置参数。

传统 ABC 算法虽然具有较强的邻域搜索能力,但是,全局探索能力不足容易导致算法陷入局部最优值,单一的贪婪选择机制容易导致个体的多样性降低,同时 ABC 收敛到局部最优值变得容易;此外,当侦查蜂和采蜜蜂在蜜源附近进行搜索并未达到最佳效果时,将随机化蜜蜂位置。造成算法的全局探测策略单一,随机化蜜蜂寻找到的蜜源值很容易在竞争中被淘汰,从而很难进行下一次的更新。因此,只有避免算法过早陷入局部极值,同时完善 ABC 的全局搜索策略,才能够保证种群多样性及提高全局搜索能力,进而避免早熟。

2.2 基于 PSO 改进的人工蜂群算法

基于以上分析,ABC 算法在局部搜索策略和全局搜索策略中存在不足之处,本文提出一种基于 PSO 改进的人工蜂群算法(PABC)。

PSO 算法在全局搜索能力上具有很大优势,在文中与具有局部搜索能力优势的 ABC 算法相结合,使所提出的改进的人工蜂群算法无论是在快速收敛方面还是全局最优解附近搜索能力方面都具有很强优势。

改进算法基于传统 ABC 的不足,并与粒子群算法进行结合,较好地解决 ABC 全局方面单一性

的缺点,同时加入了惯性权重,从而保证了改进算法在全局和局部搜索的平衡性,并且有效地控制了速度的急速增长,其进化函数见式(4):

$$v_{ij}(x+1) = \chi(v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t))). \quad (4)$$

PSO 算法中的收缩因子在平衡算法全局搜索和速度进行控制中起着重要作用。收缩因子不仅可以平衡算法全局搜索和局部搜索性能以避免算法过早陷入局部收敛状况,而且也能够对算法进化速度进行控制,进而保证寻优精度。

收缩因子可以由式(5)计算:

$$\chi = \frac{2\kappa}{|2 - \varphi - \sqrt{\varphi^2 - 4\varphi}|}, \quad (5)$$

式中: $\kappa \in [0, 1]$; $\varphi = c_1 + c_2$, $\varphi > 4$ 。

通常情况下,采用收缩因子时, $\varphi = 4.1$ ($c_1 = c_2 = 2.05$),同时设 $\kappa = 1$,故 $\chi \approx 0.729$ 。其中,等价于利用惯性权重方法设 $\omega = 0.729$, ($c_1 = c_2 = 1.49445$)。

从而得到 PABC 的进化方程如式(6):

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 r_{1j}(t)(x_{ij}(t) - v_{ij}(t)) + c_2 r_{2j}(t)(p_{gj}(t) - x_{ij}(t)), \quad (6)$$

其中: $p_{gj}(t)$ 称为全局最好位置,对应于成为全局最好蜜源所处的位置。

当 PABC 主程序被运行时,能够产生初始可行解,一般是来说是随机产生算子移动速度 v_{ij} 及采蜜蜂位置 x_{ij} , Range 为优化算法的搜索范围, f 为适应度函数对蜜源进行评估从而获得优良程度, f_{best} 为初始位置时最优蜜源位置;在利用雇佣蜂模式中,通过结合 PSO 算法微粒的移动速度表达式,利用表达式(6)对局部蜜蜂的位置 x_{new} 进行更新,同时保证新位置在 $x_{\text{new}} \in \text{Range}$ 优化算法搜索范围内,通过对比并计算新的位置适应度函数 f_{new} ,进而更新最佳蜜源位置;同时计算概率 p_i 然后通过确定跟随蜂进而选择蜜源的概率,在位置方面,更新原则与雇佣蜂模式基本相同;当最大蜜源搜索 Limit 小于某处蜜源附近的搜索次数时,尚且未寻到最优蜜源,此时应放弃此蜜源进而转换为侦查蜂,然后进行随机搜索蜂巢附近蜜源。

鉴于 PABC 算法,更新公式(1)通过对比传统 ABC 算法中的位置,致使 PABC 的适应性更强,并且收敛速度更快,进而提高了该算法的性能。如图 1 所示,为粒子算法的伪代码。

```

Procedure improved PABC;
Initialization; include N, Limit, max Cycle, D, c1, c2 and ω
Begin
Initialize the feasible solution, and calculate the fitness value as
the global optimal
Value:
  for i=1; max Cycle
{The model of employed forgers}
  for j=1; N/2
    vij = ωxij(t) + c1r1(xij - xbj) + c2r2(pbj - xij)
  end for
  Update the new global optimal value. Calculate probabilities
using the following equation;
{The more of onlookers forgers}
  for i=1; N/2
    vij = ωxij(t) + c1r1(xij - xbj) + c2r2(pbj - xij)
  end for
  Update the new global optimal value
{The more of onlookers forgers}
  for i=1; N/2
    if failure(i) > Limit
      failure(i) = 0;
      xi(n+1) = xmin + rand(0, 1)(xmax - xmin)
    end if
  end for
end for
end for

```

图 1 PABC 算法伪代码

Fig. 1 Pseudo code of PABC

2.3 性能测试

为验证 PABC 算法性能,有目的的选择 3 种基准测试函数对性能进行测试,并且通过 ABC 算法、全局人工蜂群算法(GABC)^[24]进行对比,验证了 PABC 算法在收敛速度以及优化精度性能

方面的优越性。3 个测试函数如表 1 所示,函数具有以下 3 条性质:(1)全局仅有一个最优解且为 0;(2)具有多个互不相同的函数极值数目,可以用于充分检验 PABC 算法对于不同极值数目函数的优化性能;(3)3 种测试函数的通用性。

分别利用基本 ABC 算法、GABC 算法和 PABC 算法对 3 个测试函数进行优化,设置种群数目 N=50,最大迭代次数 maxCycle=1 000,算法搜索空间 Range=upper-low,最大搜索次数 limit=300,认知因子和社会因子设置为 c₁=c₂=1.494 45;作为对比,维度设置为 D=50,测试不同维度对优化算法的影响。ABC 算法、GABC 算法以及 PABC 算法在维度 D=50 下的收敛过程分别如图 2~图 4。

如图 2~图 4 所示,与传统的 ABC 及 GABC 相比较,无论是最优值还是收敛速度,PABC 算法的优势明显。主要原因为:(1)增加粒子群算法算子移动的“认知”和“社会”两块,在搜索过程中全局最优与局部最优之间都将产生信息交换,引入了全局及局部搜索相关的联系,从而跳出了局部极值避免算法的早熟;(2)通过加入惯性权重 ω,提高了算法的收敛速度,进而保证改进算法在全局搜索和局部搜索的平衡性,同时消除传统 PSO 算法对局部极大值 v_{max}的依赖。在两者相互结合作用下,PABC 算法既能达到实现全局收敛,又能够避免局部收敛,进而提高收敛速度和收敛精度。如表 2 所示 3 种算法在 D=50 维度下测试的收敛速度和收敛精度结果。

表 1 测试函数

Tab. 1 Test functions

测试函数	函数名称	极值数目	函数式	搜索范围	最优值
F ₁	Sphere	很少	$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	[-100, 100]	f ₁ (0)=0
F ₂	Rastrigin	较多	$f_2(x) = \sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	[-5.12, 5.12]	f ₂ (0)=0
F ₃	Griewank	较多	$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	[-10, 10]	f ₃ (0)=0

表 2 3 种算法性能比较

Tab.2 Performance comparison of three algorithms

测试函数	维度	ABC		GABC		PABC	
		最优值	收敛时间/s	最优值	收敛时间/s	最优值	收敛时间/s
Sphere	D=50	1.74×10^{-6}	2.64	7.92×10^{-7}	3.83	2.24×10^{-9}	1.63
	D=100	0.010 93	2.63	0.010 10	3.88	0.000 14	1.70
Rastrigin	D=50	1.14×10^{13}	8.64	1.13×10^{13}	12.86	0	6.92
	D=100	6.71×10^{11}	9.20	1.14×10^{12}	15.13	2.27×10^{13}	7.39
Griewank	D=50	3.63×10^{-4}	3.00	3.07×10^{-8}	3.61	8.08×10^{-9}	1.08
	D=100	0.138 2	3.12	1.72×10^{-4}	4.89	1.21×10^{-4}	2.06

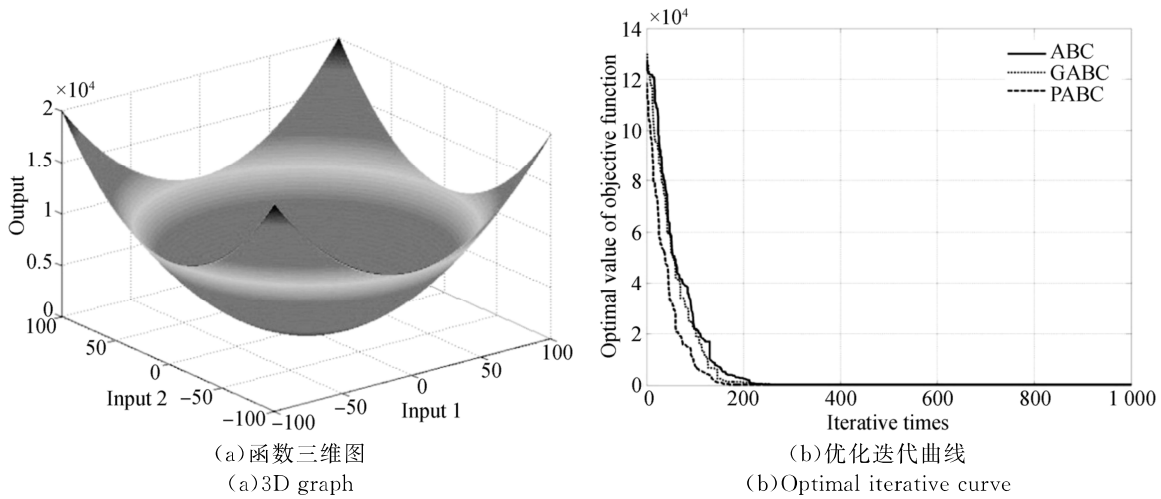


图 2 Sphere 测试函数

Fig. 2 Test function of Sphere

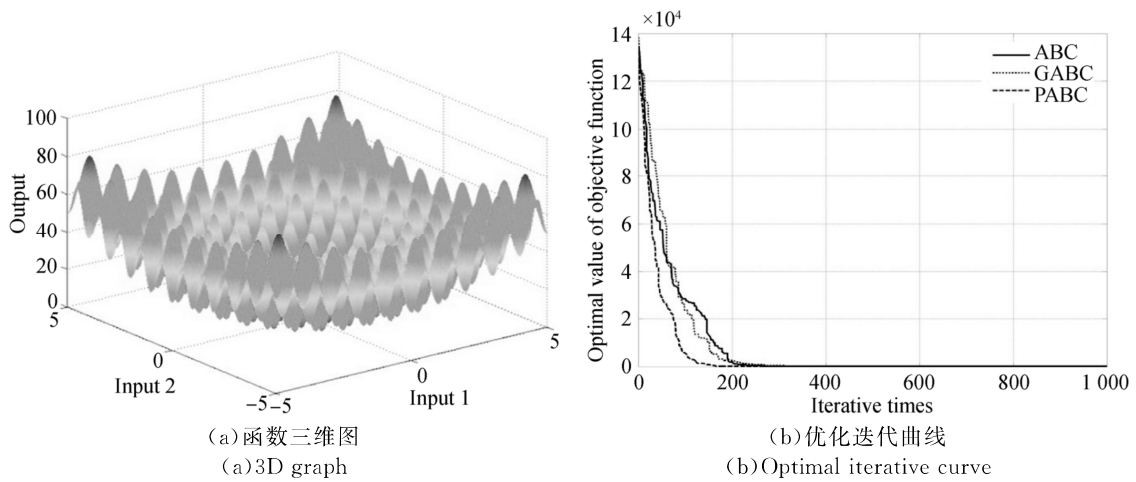


图 3 Rastrigin 测试函数

Fig. 3 Test function of Rastrigin

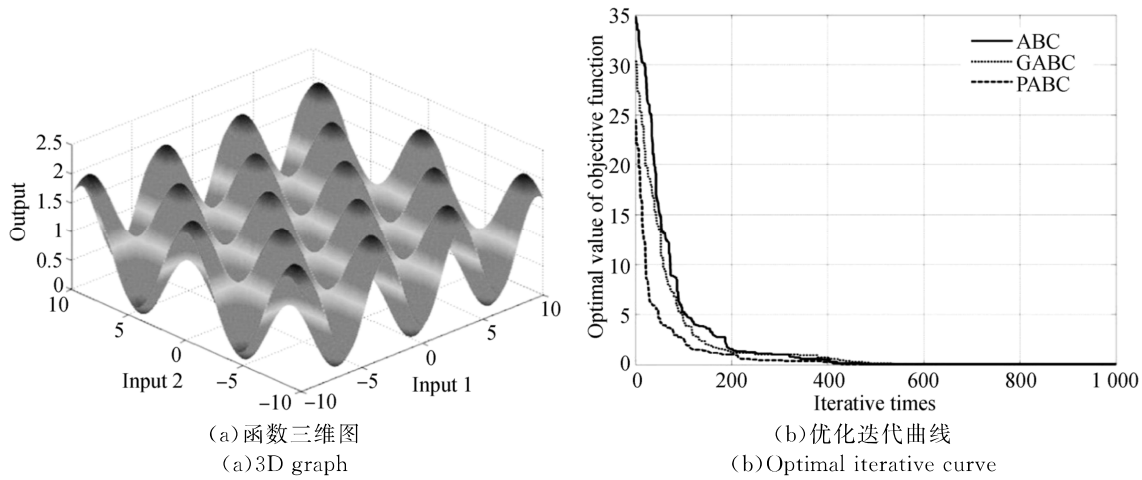


图 4 Griewank 测试函数
Fig. 4 Test function of Griewank

3 3D-EVC 颤振模型及目标函数选择

3D-EVC 中, 颤振现象对切削过程中得到的工件表面质量影响较大^[25], 主轴转速、切削深度、进给量以及刀具参数等是主要影响切削表面质量的因素, 为了描述 3D-EVC 切削过程中颤振现象, 可以通过建立各种切削参数与工件表面加工质量之间的关系。工件表面的加工质量利用刀尖点沿切削进给方向上振动幅值的均值表示。三维椭圆振动切削参数设置主轴转速 $n(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$, 进给量 $f(\mu\text{m} \cdot \text{r}^{-1})$ 和切削深度 $a_p(\mu\text{m})$ 3 个主要切削参数。切削参数与工件表面质量关系式如式(7)所示:

$$\bar{A} = k a_p^{n_1} n^{n_2} f^{n_3}, \quad (7)$$

式中: k 为切削深度、主轴转速以及进给量的相关系数, \bar{A} 为 3D-EVC 过程中刀尖点沿切削进给方向上振动幅值的平均值; n_1, n_2, n_3 为未知指数。

通过切削参数与工件表面质量之间的关系, 对方程式(7)取对数, 得到式(8):

$$\lg \bar{A} = \lg k + n_1 \lg a_p + n_2 \lg v + n_3 \lg f, \quad (8)$$

令 $y = \lg \bar{A}$, $x_1 = \lg a_p$, $x_2 = \lg v$, $x_3 = \lg f$, $x_0 = \lg k$, 得到对应的线性回归方程如式(9):

$$y = x_0 + n_1 x_1 + n_2 x_2 + n_3 x_3, \quad (9)$$

式中: 第一组实验数据自变量 $x_{1,1}, x_{1,2}, x_{1,3}$, 其实验结果为 y_1 , 则如式(10):

$$\begin{cases} x_{1,1}, x_{1,2}, x_{1,3}; y_1 \\ x_{2,1}, x_{2,2}, x_{2,3}; y_2 \\ \dots \\ x_{25,1}, x_{25,2}, x_{25,3}; y_{25} \end{cases}, \quad (10)$$

由于实验中存在随机误差 ϵ , 上述实验数据描述为式(11)所示的多元线性回归方程:

$$\begin{cases} y_1 = \beta_0 + \beta_1 x_{1,1} + \beta_2 x_{1,2} + \beta_3 x_{1,3} + \epsilon_1 \\ y_2 = \beta_0 + \beta_1 x_{2,1} + \beta_2 x_{2,2} + \beta_3 x_{2,3} + \epsilon_2 \\ \dots \\ y_{25} = \beta_0 + \beta_1 x_{25,1} + \beta_2 x_{25,2} + \beta_3 x_{25,3} + \epsilon_{25} \end{cases}. \quad (11)$$

用矩阵形式表示式(11), 可以表示为式(12):

$$\mathbf{Y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\epsilon}, \quad (12)$$

式中 \mathbf{Y} 为切削过程中振动信号均值的对数值组成的矩阵, 具体为:

$$\mathbf{Y} = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \dots \\ y_{25} \end{pmatrix}, \quad \mathbf{X} = \begin{pmatrix} 1 & x_{1,1} & x_{1,2} & x_{1,3} \\ 1 & x_{2,1} & x_{2,2} & x_{2,3} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{25,1} & x_{25,2} & x_{25,3} \end{pmatrix},$$

$$\boldsymbol{\beta} = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \beta_3 \end{pmatrix}, \quad \boldsymbol{\epsilon} = \begin{pmatrix} \epsilon_1 \\ \epsilon_2 \\ \dots \\ \epsilon_{25} \end{pmatrix}.$$

采用最小二乘法来估计参数矩阵 $\boldsymbol{\beta}$, 设 x_0, n_1, n_2, n_3 分别是参数 $\beta_0, \beta_1, \beta_2, \beta_3$ 的最小二乘估计, 则回归方程如式(13)所示:

$$\hat{y} = x_0 + n_1 x_1 + n_2 x_2 + n_3 x_3, \quad (13)$$

式中 x_0, n_1, n_2, n_3 为回归系数, 因此可以求

得式(14):

$$b=(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}\mathbf{X}'\mathbf{Y}, \quad (14)$$

式中: \mathbf{X}' 为 \mathbf{X} 的转置矩阵, $(\mathbf{X}'\mathbf{X})^{-1}$ 为 $(\mathbf{X}'\mathbf{X})$ 的逆矩阵。

3D-EVC 加工过程中,用微位移传感器(Microsense DE-5300)采集刀尖点 3 个方向的振动位移信号。为了便于描述信号的处理过程,选取 Z 方向上(切削深度方向)的振动位移信号作为研究对象,同时分别求出振动信号下最小幅值 A_{\min} 和最大幅值 A_{\max} 。并计算其均值 \bar{A} 。采用 Matlab 求解线性回归方程如式(15):

$$\boldsymbol{\beta}=\text{regress}(\mathbf{Y}, \mathbf{X}), \quad (15)$$

式中: $\boldsymbol{\beta}$ 表示线性回归方程的参数向量 $[x_0, n_1, n_2, n_3]^T$; \mathbf{Y} 为系统输出, \mathbf{X} 为系统输入,将输入输出数据中的各数分别取对数,计算得到线性回归方程系数为式(16):

$$\boldsymbol{\beta}=\begin{pmatrix} 0.6852 \\ -0.0068 \\ -0.0065 \\ 0.0126 \end{pmatrix}. \quad (16)$$

从而得到工件表面质量 \bar{A} 与切削深度 a_p (μm),主轴转速 $n(\text{r}\cdot\text{m}^{-1})$ 以及进给量 $f(\mu\text{m}\cdot\text{r}^{-1})$ 之间的关系式,见式(17):

$$\bar{A}=0.6852a_p^{0.0068}n^{0.0065}f^{0.0126}. \quad (17)$$

刀具振动幅值最小化一般看作是颤振抑制的有效原则,PABC 评估最优切削参数的目标函数可以利用式(18)表示:

$$F(a_p, n, f)=F(0.6852a_p^{0.0068}n^{0.0065}f^{0.0126}), \quad (18)$$

$$F_{\text{best}}=F_{\min}. \quad (19)$$

4 颤振抑制及实验测试

4.1 颤振抑制仿真

经过以上分析,采用 PABC 算法对颤振模型进行优化。通过设置 25 组随机切削参数集节点,作为优化的颤振模型参数集,如表 3 所示。3D-EVC 过程中,每组切削实验对应的切削参数表示为一个参数集。每一个观察蜂或蜜蜂所在的位置都对应于一个切削参数集,当经过 PABC 算法时,同时适应度函数对应切削集的平均幅值,其参数集较优的为适应度值最小的观察蜂或采蜜蜂的位置,并且对应的平均值相对较低,优化描述过程如下:

(1)分别对给定的值从 1~25 进行编号,进而通过模型计算切削参数对应幅值平均值 $\bar{A}(\mu\text{m})$;

(2)初始化,通过任意选择蜂蜜,计算对应适应度函数作为当前全局最优适应函数值,然后并记录位置;

(3)采蜜过程,各蜜蜂位置迭代更新,更新描述如公式(6),进行比较当前全局最优适应度函数与计算的响应适应度函数,按照:不同取小,相同不变原则,进而更新最优全局最优值及适应度函数值全局最优蜜蜂位置;

(4)跟随过程,利用“轮盘赌法”,采用公式(3)获取跟随概率,获取采蜜过程;

(5)根据贪婪准则,最后保留较优的解。

此外,当最大蜜源搜索 Limit 小于某处蜜源附近的搜索次数时,尚且未寻到最优蜜源,此时应放弃此蜜源进而转换为侦查蜂,然后进行随机搜索蜂巢附近蜜源。

表 3 三维椭圆振动切削参数集节点

Tab.3 Cutting parameter set node of 3D-EVC

切削参数节点	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
$a_p/\mu\text{m}$	5	10	15	20	25	10	15	20	20	5	15	20	25
$n/(\text{r}\cdot\text{m}^{-1})$	60	60	60	60	60	100	100	100	100	100	200	200	200
$f/(\mu\text{m}\cdot\text{r}^{-1})$	30	35	40	45	50	30	35	40	40	50	30	35	40
切削参数节点	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	
$a_p/\mu\text{m}$	5	10	20	25	5	10	15	25	5	10	15	20	
$n/(\text{r}\cdot\text{m}^{-1})$	200	200	300	300	300	300	300	500	500	500	500	500	
$f/(\mu\text{m}\cdot\text{r}^{-1})$	45	50	30	35	40	45	50	30	35	40	45	50	

在该算法中,该节点对应的主轴转速 $n(\text{r} \cdot \text{m}^{-1})$ 、切削深度 $a_p(\mu\text{m})$ 以及进给量 $f(\mu\text{m}/\text{r})$ 为 3D-EVC 切削过程中抑制颤振发生的最佳切削参数。在 PABC 算法中种群规模为 $N=50$, 最大搜索次数和最大迭代次数分别设置为 300 和 1 000, 认知因子和社会因子为 $c_1 = c_2 = 1.494 45$, 权值取 $\omega=0.729$, 同时每个蜜蜂维度在这里设置为 $D=3$, 公式 (19) 作为适应度函数。当算法运行 10 次, 进而获得平均值时, 优化后的函数迭代曲线被获取, 如图 5 所示。根据刀尖点振动幅值平均值最小原则确定 3D-EVC 过程中最优切削参数解 $F_{\text{best}}=0.345 5$ 。选择该适应度函数所对应的切削参数集 $(a_p, n, f) = (25, 200, 40)$ 作为最优切削参数集并进行实验验证。

如图 5 所示, 颤振模型的迭代曲线能够迅速向 X 轴逼近, 在 PABC 算法优化下, 迭代结果将逼近于平衡, 结果表明能够有效地达到抑制颤振效果。

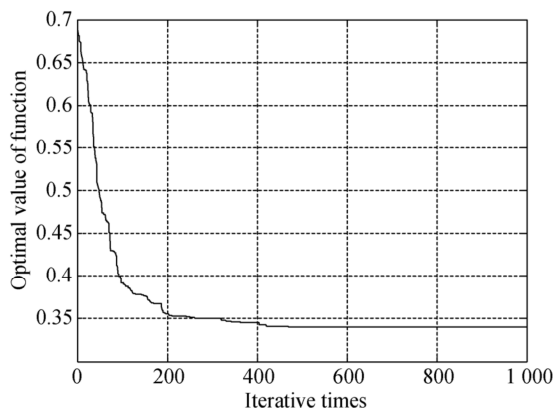


图 5 PABC 优化颤振模型迭代曲线

Fig. 5 Optimization curve of chatter model by PABC

4.2 实验验证

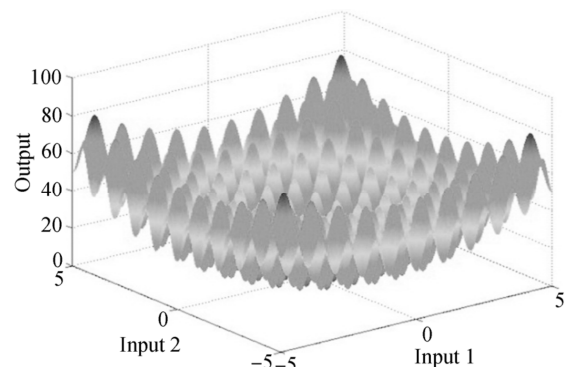
在 PABC 算法参数优化方面, 为了更进一步研究抑制 3D-EVC 颤振现象的有效性, 将上述优化参数进行实验验证, 即最优切削参数集 $(a_p, n, f) = (25, 200, 40)$ 为优化后的 3D-EVC 最优切削参数, 并随机抽取两组目标函数值大于 0.6 所对应的切削参数 $(a_p, n, f) = (20, 60, 45)$ 和 $(a_p, n, f) = (15, 100, 35)$ 作为发生颤振的优化前切削参数, 将优化后最大振幅的幅值与优化前的切削工况进行比较。通过搭建实验平台, 利用微位移传感器采集刀尖处振动位移信号并进行分析, 同

时, 利用 ZYGO 检测已加工表面质量来验证颤振抑制方法的有效性。如表 4 及图 6 所示, 分别为实验条件及实验结果。

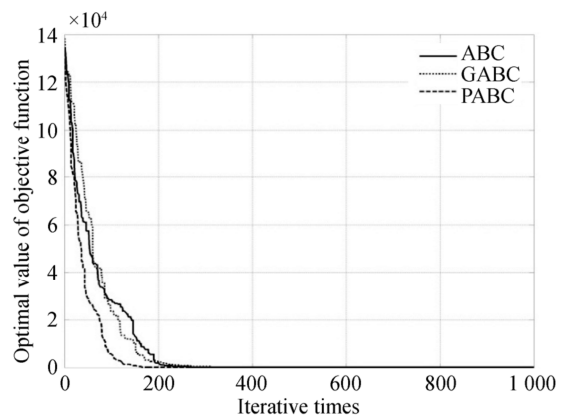
表 4 实验条件

Tab. 4 Experimental condition

	材料	铝合金
工件	长度/mm	50
	直径/mm	12.7
金刚石刀具	刀尖半径/mm	0.2
	前角/(°)	0
	后角/(°)	7
	切削参数	切深/ μm
3D-EVC 装置	转速/($\text{r} \cdot \text{m}^{-1}$)	60, 100, 200
	进给是/($\mu\text{m} \cdot \text{r}^{-1}$)	45, 35, 40
3D-EVC 装置	频率/Hz	40
	幅值/ μm	4



(a) 刀具振动幅值
(a) Vibration amplitude of tool



(b) 工件表面粗糙度
(b) Surface roughness of workpiece

图 6 实验结果

Fig. 6 Experimental result

由图6可知,PABC优化后刀具的振动幅值明显降低,幅值曲线中峰值和波谷之间的差异明显减小,最大幅值由 $2.25\ \mu\text{m}$ 降低到 $2\ \mu\text{m}$ 。另外,优化前和优化后得到的工件表面精度相差较大,粗糙度值明显降低,由优化前的 $120\ \text{nm}$ 减少到 $36\ \text{nm}$ 。因此,PABC算法对颤振模型进行优化可以实现抑制3D-EVC颤振的目的。

5 结 论

提出了一种基于粒子群算法的改进人工蜂群算法。将粒子群算法中的“认知”和“社会”部分嵌入到改进人工蜂群算法中,并且通过加入惯性权重因子,获取了全局及局部搜索的平衡性,并控制速度快速上升,更易跳出局部极值。利用基准函

数进行测试,在搜索精度和收敛速度方面优于传统方法;在三维椭圆振动切削颤振模型建立中,研究了PABC算法对模型参数优化问题。实验结果表明:关于刀尖点振动稳定性增强及振动幅值下降均能通过PABC优化颤振模型切削参数来实现,并且工件表面的加工精度有较大提高,表面粗糙度值降低了70%,证明了PABC算法在抑制3D-EVC切削颤振中的有效性;PABC算法不仅应用于3D-EVC切削参数问题,而且在其他加工参数问题方面同样可以利用,例如:钻削、铣削以及磨削等方面。未来研究中,将利用该方法对3D-EVC加工光学曲面进行研究,进一步提高精密光学零件的表面质量;另一方面将探究3D-EVC在线颤振抑制技术。

参考文献:

- [1] SHAMOTO E, SUZUKI N, TSUCHIYA E, *et al.*. Development of 3 DOF ultrasonic vibration tool for elliptical vibration cutting of sculptured surfaces [J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2005, 54(1): 321-324.
- [2] 张翔宇, 隋翥, 张德远, 等. 高速超声振动切削钛合金可行性研究 [J]. *机械工程学报*, 2017, 53(19): 120-127.
ZHANG X Y, SUI H, ZHANG D Y, *et al.*. Feasibility study of high-speed ultrasonic vibration cutting titanium alloy [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2017, 53(19): 120-127. (in Chinese)
- [3] 张昌娟, 焦锋, 赵波, 等. 激光超声复合切削硬质合金的刀具磨损及其对工件表面质量的影响 [J]. *光学精密工程*, 2016, 24(6): 1413-1423.
ZHANG CH J, JIAO F, ZHAO B, *et al.*. Tool wear in laser ultrasonically assisted cutting cemented carbide and its effect on surface quality [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2016, 24(6): 1413-1423. (in Chinese)
- [4] SUI H, ZHANG X, ZHANG D, *et al.*. Feasibility study of high-speed ultrasonic vibration cutting titanium alloy [J]. *Journal of Materials Processing Technology*, 2017, 247, 111-120.
- [5] KUMIAWAN R, GANDJAR K, KO T J. Surface roughness of two-frequency elliptical vibration texturing (TFEVT) method for micro-dimple pattern process [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2017, 116: 77-95.
- [6] LIN J Q, HAN J G, LU M M, *et al.*. Design and performance testing of a novel three-dimensional elliptical vibration turning device [J]. *Micromachines*, 2017, 8(10): 305.
- [7] 卢明明. 三维椭圆振动辅助切削装置及控制的研究 [D]. 长春: 吉林大学, 2014.
LU M M. *Development of 3D Elliptical Vibration Assisted Cutting Apparatus and Its Control* [D]. Changchun: Jilin University, 2014. (in Chinese)
- [8] SHAMOTO E, SUZUKI N, HINO R. Analysis of 3D elliptical vibration cutting with thin shear plane model [J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2008, 57(1): 57-60.
- [9] LIN J Q, HAN J G, ZHOU X Q, *et al.*. Study on predictive model of cutting force and geometry parameters for oblique elliptical vibration cutting [J]. *International Journal of Mechanical Sciences*, 2016, 117: 43-52.
- [10] LU M M, ZHOU J K, LIN J Q, *et al.*. Study on Ti-6Al-4V alloy machining applying the non-resonant three-dimensional elliptical vibration cutting [J]. *Micromachines*, 2017, 8(10): 306.
- [11] MA C X, MA J G, SHAMOTO E, MORIWAKI T. Analysis of regenerative chatter suppression with adding the ultrasonic elliptical vibration on the cutting tool [J]. *Precision Engineering*, 2011, 35(2011): 329-338.

- [12] OTTO A, RADONS G. Application of spindle speed variation for chatter suppression in turning [J]. *CIRP Journal of Manufacturing Science and Technology*, 2013, 6(2): 102-109.
- [13] MUNOA J, BEUDAER X, DOMBOVARI Z, et al.. Chatter suppression techniques in metal cutting [J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2016, 65(2), 785-808.
- [14] JUNG H J, TAKEHIRO H, SHAMOTO E. Mechanism and suppression of frictional chatter in high-efficiency elliptical vibration cutting [J]. *CIRP Annals-Manufacturing Technology*, 2016, 65(1): 369-372.
- [15] KARABOGA D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization [R]. *Technical report-tr06, Erciyes university, engineering faculty, computer engineering department*, 2005.
- [16] XUE Y, JIANG J, ZHAO B et al.. A self-adaptive artificial bee colony algorithm based on global best for global optimization [J]. *Soft Computing*, 2017;1-18.
- [17] AKAY B, KARABOGA D. Artificial bee colony algorithm variants on constrained optimization [J]. *An International Journal of Optimization and Control*, 2017, 7(1), 98.
- [18] JADON S, TIWARI R, SHAMA H, et al.. Hybrid artificial bee colony algorithm with differential evolution [J]. *Applied Soft Computing*, 2017, 58, 11-24.
- [19] HANCER E, XUE B, ZHANG M, et al.. Pareto front feature selection based on artificial bee colony optimization [J]. *Information Sciences*, 2018, 422: 462-479.
- [20] FARIS H, ALJARAHI I, MIRJALILI S. Improved monarch butterfly optimization for unconstrained global search and neural network training [J]. *Applied Intelligence*, 2018, 48(2): 445-464.
- [21] 罗钧, 王强, 付丽. 改进蜂群算法在平面度误差评定中的应用 [J]. *光学精密工程*, 2012, 20(2): 422-430.
- LUO J, WANG Q, FU L. Application of modified artificial bee colony algorithm to flatness error valuation [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012, 20(2): 422-430. (in Chinese)
- [22] 单泽彪, 石要武, 刘小松, 等. 应用人工蜂群算法的动态波达方向跟踪 [J]. *光学精密工程*, 2015, 23(3): 838-845.
- SHAN Z B, SHI Y W, LIU X S et al.. DOA tracking of moving targets by artificial bee colony algorithm [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2015, 23(3): 838-845. (in Chinese)
- [23] 任子武, 王振华, 孙立宁. 基于改进人工蜂群算法的并联机器人正运动学解 [J]. *机械工程学报*, 2013, 49(13): 48-55.
- REN Z W, WANG Zh H, SUN L N. Forward kinematics solution for parallel manipulators based on improved artificial bee colony algorithm [J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2013, 49(13): 48-55. (in Chinese)
- [24] ZHU G, Kwong S. Gbest-guided artificial bee colony algorithm for numerical function optimization [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2010, 217(7): 3166-3173.
- [25] LIU X L, ZHANG X D, FANG F Z, et al.. Identification and compensation of main machining errors on surface form accuracy in ultra-precision diamond turning [J]. *International Journal of Machine Tools and Manufacture*, 2016, 105: 45-57.

作者简介:



卢明明(1985—),男,河南信阳人,博士,副教授,硕士生导师,2011年于长春工业大学获得硕士学位,2014年于吉林大学获得博士学位,主要从事微纳与超精密制造的研究。E-mail: lumm@ccut.edu.cn

通讯作者:



林洁琼(1969—),女,吉林长春人,博士后,教授,博士生导师,2001年于吉林工学院(现长春工业大学)获得硕士学位,2005年于吉林大学获得博士学位,主要从事微纳与超精密制造、大面积激光加工、精密研抛及误差补偿的研究。E-mail: linjieqiong@ccut.edu.cn