基于支持向量回归机的数控机床几何误差元素建模研究*

周恒飞，叶文华，郭云霞，梁睿君，章　婷
（南京航空航天大学机电学院，南京 210016）

[摘要] 针对数控机床几何误差元素建模时面临的误差样本数据少且呈非线性的问题，研究在小样本数据集非线性回归分析中具有独特优势的支持向量回归机，并基于此建立数控机床几何误差元素的预测模型。分析现有几何误差检测中常用的九线法所存在的测量选点难和计算累积误差等问题，提出增加每条测量线垂直方向直线度的测量和修正误差项计算模型的改进方法。以高斯径向基核函数为支持向量回归模型的核函数，运用交叉验证法，选取合适的模型参数，求解凸二次规划问题，进而建立几何误差元素的预测模型。以 QLM27100–5X 五轴龙门机床 X 轴为例，基于改进的九线法进行测量辨识得到几何误差样本数据，然后分别基于支持向量回归机和最小二乘法建立几何误差元素预测模型，对比两个模型的预测精度，结果显示，前者的预测均方差值 MSE 为 0.0238，小于后者的 0.072，验证了支持向量回归模型在小样本集下具有更高的预测精度。

关键词： 支持向量回归机；数控机床；几何误差；预测模型；九线法
DOI:10.16080/j.issn1671–833x.2019.17.050

周恒飞
硕士研究生，研究方向为智能制造技术。

航空工业的发展对零件加工精度提出越来越高的要求。几何误差作为数控机床的主要误差源之一，对几何误差实施补偿是提高加工精度的有效措施。几何误差补偿需要获取各运动轴上任意点的几何误差值，由于试验所测数据有限，需要建立几何误差元素预测模型。

几何误差元素根据是否与位置相关可分为两类，与位置不相关的误差反映了运动轴的位置偏差，误差值不随运动轴的进给量变化，是恒定值；与位置相关的误差也称为运动误差，反映了运动轴的运动精度[1]。几何误差元素建模主要针对运动误差，运动轴的运动误差项只与该运动轴的进给量有关，所以可表示为关于该运动轴进给量的函数。这些误差项的分布呈非线性，不存在一个固定的函数表示形式[2]。

几何误差元素建模过程可分为误差检测和模型建立两个环节。误差检测为模型建立提供样本数据，检测的结果直接影响到误差模型的精度，因此误差检测是模型建立的前提和基础。

误差检测方面，激光干涉仪可方便、准确地直接测量移动轴的单项几何误差（如定位误差、直线度误差），是当前广泛采用的误差检测装置[3]。但只考虑线性轴的单项几何误差对于高精度机床而言远远不够，国内外学者基于激光干涉仪，提出了在机床工作空间内标定多条直线并测量直线方向上的位移误差，然后运用误差分离技术辨识获得移动轴各几何误

* 基金项目：国家自然科学基金（51575272）。

差项的测量辨识方法。根据测量线数的不同，分为二十二线法[4]、十四线法[5]、十二线法[6]、九线法[7]。其中九线法因其测量线数少，数据处理容易，能快速实现误差测量与误差分离，使用较为广泛[8]，但也存在选点要求高、误差项计算容易产生累积误差的缺点。

模型建立方面，国内外学者提出了不同的方法来建立几何误差元素模型，其中灰色系统理论和神经网络算法等智能算法可以进行几何误差元素的建模[9–10]，模型精度高，但是无法得到具体的模型表达式，不方便后期误差补偿。Lee 等[11] 根据旋转轴基本几何误差项的性质，采用 C^1 类连续函数进行建模，然后通过误差测量辨识得到模型中的参数，但是该方法的拟合精度有待商榷，且多项式的次数等需要进一步研究。Fan 等[12–13] 采用正交多项式对基本几何误差项进行建模，正交多项式将多项式拟合转化为线性回归问题以提高拟合精度。基于最小二乘法（Least Square Method，LSM）的多项式拟合具有结构简单、解释性好的特点，被广泛应用于几何误差元素的建模[14–18]，虽然该方法能得到简单的模型结构，但由于通过试验获取的几何误差数据较少且呈非线性，导致误差模型预测精度不高。

针对几何误差元素建模过程存在的上述问题，本文提出了以下的改进方案。对于几何误差检测，在“九线法”基础上对误差辨识计算模型进行修正，消除计算累积误差，降低选点要求，保证误差测量与辨识速度的同时也提高了精度。对于几何误差元素模型建立，本文引入对小样本集问题具有良好预测性能的支持向量回归机（Support Vector Regression，SVR），代替 LSM 对数控机床几何误差元素进行拟合。并在 QLM27100–5X 五轴龙门机床上进行试验验证。

几何误差元素检测

1 九线法问题分析

为了对几何误差元素进行快速测量和分离，当前广泛采用的方法是九线法。九线法的测量线布置如图 1 所示，沿 X、Y、Z 方向各取 3 条。以 X 轴几何误差辨识为例，在直线 1、2、3 上各取测量起始点 P_1（x_1，y_1，z_1）、P_2（x_2，y_2，z_2）、P_3（x_3，y_3，z_3），通过激光干涉仪可测得 X 方向的定位误差 Δx_1^{g}、Δx_2^{g}、Δx_3^{g}，Y 方向的直线度 Δy_1^{g}、Δy_2^{g} 和 Z 方向的直线度 Δz_1^{g}，其中的数字下标表示所沿的测量直线。

机床每个运动轴可视为刚体，具有 6 个自由度，所以存在 6 个基本几何误差项，包括 3 个线性误差和 3 个角度误差[1]。结合 X 轴运动关系，可建立测量数据与 X 轴几何误差项的关系式：

$$\begin{bmatrix}\Delta x_1^{\mathrm{g}}(x)\\ \Delta y_1^{\mathrm{g}}(x)\\ \Delta z_1^{\mathrm{g}}(x)\\ \Delta x_2^{\mathrm{g}}(x)\\ \Delta y_2^{\mathrm{g}}(x)\\ \Delta x_3^{\mathrm{g}}(x)\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}1&0&0&0&z_1&-y_1\\0&1&0&z_1&0&x_1\\0&0&1&y_1&-x_1&0\\1&0&0&0&z_2&-y_2\\0&1&0&-z_2&0&x_2\\1&0&0&0&z_3&-y_3\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\delta_x^{\mathrm{g}}(x)\\ \delta_y^{\mathrm{g}}(x)\\ \delta_z^{\mathrm{g}}(x)\\ \theta_x^{\mathrm{g}}(x)\\ \theta_y^{\mathrm{g}}(x)\\ \theta_z^{\mathrm{g}}(x)\end{bmatrix}\tag{1}$$

式中，$\delta_x^{\mathrm{g}}(x)$、$\delta_y^{\mathrm{g}}(x)$、$\delta_z^{\mathrm{g}}(x)$、$\theta_x^{\mathrm{g}}(x)$、$\theta_y^{\mathrm{g}}(x)$、$\theta_z^{\mathrm{g}}(x)$ 分别表示 X、Y、Z 方向的位移误差和绕 X、Y、Z 轴的转角误差。

当式（1）右侧系数矩阵满秩时，才可辨识出 X 轴的 6 项几何误差项，因此必须选择合适的测量点来保证系数矩阵满秩。

由式（1）可知，由测量值 Δx_1^{g}、Δx_2^{g}、Δx_3^{g} 可计算得到 $\delta_x^{\mathrm{g}}(x)$、$\theta_z^{\mathrm{g}}(x)$、$\theta_y^{\mathrm{g}}(x)$，而 $\delta_y^{\mathrm{g}}(x)$ 和 $\theta_x^{\mathrm{g}}(x)$ 的计算精度直接受 $\theta_z^{\mathrm{g}}(x)$ 的影响，$\delta_z^{\mathrm{g}}(x)$ 值由 $\theta_y^{\mathrm{g}}(x)$ 和 $\theta_x^{\mathrm{g}}(x)$ 决定，也间接受 $\theta_z^{\mathrm{g}}(x)$ 的影响。因此 $\delta_x^{\mathrm{g}}(x)$、$\theta_z^{\mathrm{g}}(x)$、$\theta_y^{\mathrm{g}}(x)$ 的计算误差会累积到其他误差项的计算中。

2 九线法改进

为了降低测量选点的难度，消除误差项计算时存在的累积误差，可在每条测量线上对两个垂直方向的直线度测量，这样每条测量线均有 3 个测量数据，然后根据新的测量数据对辨识模型进行修正。

仍以 X 轴为例，几何误差测量数据满足：

$$\begin{aligned}\Delta x_i^{\mathrm{g}}(x)&=\delta_x^{\mathrm{g}}(x)-\theta_z^{\mathrm{g}}(x)\times y_i+\theta_y^{\mathrm{g}}(x)\times z_i\\ \Delta y_i^{\mathrm{g}}(x)&=\delta_y^{\mathrm{g}}(x)-\theta_x^{\mathrm{g}}(x)\times z_i+\theta_z^{\mathrm{g}}(x)\times x_i\\ \Delta z_i^{\mathrm{g}}(x)&=\delta_z^{\mathrm{g}}(x)-\theta_y^{\mathrm{g}}(x)\times x_i+\theta_x^{\mathrm{g}}(x)\times y_i\end{aligned}\quad(i=1,\ 2,\ 3)\tag{2}$$

将上式写成矩阵形式，即：

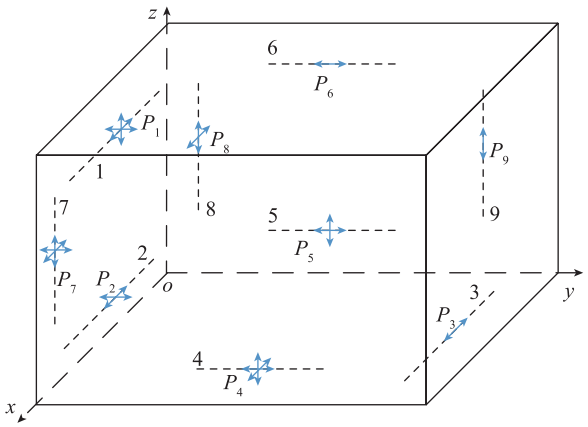


图1 九线法测量原理图

Fig.1 Principle diagram of nine-line method

$$\boldsymbol{A}_x\boldsymbol{\varepsilon}_x=\boldsymbol{\Delta}_x \tag{3}$$

各矩阵定义如下：

$$\boldsymbol{A}_x=\begin{bmatrix}1&0&0&0&z_1&-y_1\\0&1&0&-z_1&0&x_1\\0&0&1&y_1&-x_1&0\\1&0&0&0&z_2&-y_2\\0&1&0&-z_2&0&x_2\\0&0&1&y_2&-x_2&0\\1&0&0&0&z_3&-y_3\\0&1&0&-z_3&0&x_3\\0&0&1&y_3&-x_3&0\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}_x=\begin{bmatrix}\delta_x^{\mathrm{g}}(x)\\\delta_y^{\mathrm{g}}(x)\\\delta_z^{\mathrm{g}}(x)\\\theta_x^{\mathrm{g}}(x)\\\theta_y^{\mathrm{g}}(x)\\\theta_z^{\mathrm{g}}(x)\end{bmatrix},\ \boldsymbol{\Delta}_x=\begin{bmatrix}\Delta x_1^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta y_1^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta z_1^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta x_2^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta y_2^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta z_2^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta x_3^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta y_3^{\mathrm{g}}(x)\\\Delta z_3^{\mathrm{g}}(x)\end{bmatrix} \tag{4}$$

通常情况下，式（3）是一个矛盾方程组，只能求取最小二乘解，即满足残差 $r=\boldsymbol{\Delta}_x-\boldsymbol{A}_x\boldsymbol{\varepsilon}_x$ 的 2– 范数平方取极小值的解。而满足 $\|\boldsymbol{\Delta}_x-\boldsymbol{A}_x\boldsymbol{\delta}_x\|_2^2$ 值最小的解是一种广义解，方程组求解就转换为一个优化问题。该矛盾方程组对应的正规方程组为：

$$\boldsymbol{A}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_x\boldsymbol{\varepsilon}_x=\boldsymbol{A}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Delta}_x \tag{5}$$

求解方程组（5），可得到方程组（3）的最小二乘解。方程组（5）存在 6 项几何误差项的唯一解：

$$\boldsymbol{\varepsilon}_x=(\boldsymbol{A}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A}_x)^{-1}\boldsymbol{A}_x^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\Delta}_x \tag{6}$$

几何误差元素模型建立

1 基于 SVR 的几何误差元素预测模型

SVR 通过引入不敏感损失函数和核函数，对小样本集问题具有良好的预测性能，因此可采用 SVR 代替需要大量样本数据的 LSM 对几何误差元素进行建模。

几何误差样本数据具有高维非线性特征，可设样本数据为 $T=\{(x_1,y_1),\cdots,(x_l,y_l)\}\in(R^n\times R)^l$，其中 $x_i\in R^n$，$y_i\in R$，$i=1,\cdots,l$。在原始空间 R^n 中无法对数据集 T 进行线性回归，此时可通过一个非线性映射 ϕ 将数据映射到高维 Hilbert 空间 H，即：

$$\phi:\ \begin{matrix}R^n\to H\\x\to x=\phi(x)\end{matrix} \tag{7}$$

因此，SVR 将低维空间非线性回归问题转化为了高维空间的线性回归问题：

$$f(x)=\boldsymbol{\omega}\cdot\phi(x)+b \tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{\omega}$ 为权向量；b 为阈值。为使 $f(x)$ 的值与实际值 y 尽可能接近，损失的真实风险值 $R[f]$ 要最小：

$$R[f]=\int c(x,y,f)\mathrm{d}P(x,y) \tag{9}$$

式中，$c(x,y,f)$ 为损失函数，是用 $f(x)$ 对 y 预测所造成的损失；$P(x,y)$ 为联合概率分布函数，表征 x 与 y 之间存在的某种未知依赖关系。

实际值 y 与函数预测值 $f(x)$ 之间的误差用不敏感损失函数 ε 来度量，即：

$$\left|y_i-f(x_i,x)\right|_\varepsilon=\max\{0,\left|y_i-f(x_i)\right|-\varepsilon\} \tag{10}$$

由于 $P(x,y)$ 未知，不能直接将 $R[f]$ 最小化，可等价于最小化表达式（11）：

$$E(\boldsymbol{\omega})=\frac{1}{2}(\boldsymbol{\omega}\cdot\boldsymbol{\omega})+C\sum_{i=1}^{1}\left|y_i-f(x_i)\right|_\varepsilon \tag{11}$$

常数 C 为惩罚参数，用于控制模型复杂度与样本集损失之间的折中关系。

求解 $f(x)$ 等价于求解式（11）最小化问题。式（11）等价于最优化问题：

$$\begin{aligned}&\min_{\omega,b,\xi^{(*)}}\ \frac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+C\sum_{i=1}^{1}(\xi_i+\xi_i^*)\\&\text{s.t.}\ \ (\ (\boldsymbol{\omega}\cdot\phi(x_i)\ )+b)-y_i\leqslant\varepsilon+\xi_i\\&\qquad y_i-(\ (\boldsymbol{\omega}\cdot\phi(x_i)\ )+b)\leqslant\varepsilon+\xi_i^*\\&\qquad \xi_i^{(*)}\geqslant 0\quad(i=1,\cdots,l)\end{aligned} \tag{12}$$

式中，（*）是表示向量有无“*”号两种情况的简单标记。

最优化问题（12）也是 Hilbert 空间的凸二次规划问题。引入 Lagrange 函数 $L(\boldsymbol{\omega},b,\xi^{(*)},\boldsymbol{\alpha}^{(*)},\boldsymbol{\eta}^{(*)})$，即：

$$\begin{aligned}L(\boldsymbol{\omega},b,\xi^{(*)},\alpha^{(*)},\eta^{(*)})=&\frac{1}{2}\|\boldsymbol{\omega}\|^2+\\&C\sum_{i=1}^{1}(\xi_i+\xi_i^*)-\sum_{i=1}^{1}(\eta_i\xi_i+\eta_i^*\xi_i^*)-\\&\sum_{i=1}^{1}\alpha_i(\varepsilon+\xi_i+y_i-(\boldsymbol{\omega}\cdot\phi(x))-b)-\\&\sum_{i=1}^{1}\alpha_i^*(\varepsilon+\xi_i^*-y_i+(\boldsymbol{\omega}\cdot\phi(x))+b)\end{aligned} \tag{13}$$

其中，$\boldsymbol{\alpha}^{(*)}=(\alpha_1,\alpha_1^*,\cdots,\alpha_l,\alpha_l^*)^{\mathrm{T}}$，$\boldsymbol{\eta}^{(*)}=(\eta_1,\eta_1^*,\cdots,\eta_l,\eta_l^*)^{\mathrm{T}}$ 均为 Lagrange 乘子向量。这样，原始问题（12）的对偶问题可写成：

$$\begin{aligned}&\max_{\alpha^{(*)},\eta^{(*)}\in R^{2l}}\ -\frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)(\alpha_j^*-\alpha_j)K(x_i,x_j)\\&\qquad-\varepsilon\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*+\alpha_i)+\sum_{i=1}^{l}y_i(\alpha_i^*-\alpha_i)\\&\text{s.t.}\qquad\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)=0\\&\qquad C-\alpha_i^{(*)}-\eta_i^{(*)}=0,\alpha_i^{(*)}\geqslant 0,\ i=1,\cdots,l\end{aligned} \tag{14}$$

式中，$K(x_i,x_j)=\phi(x_i)\cdot\phi(x_j)$ 为核函数。

利用等式约束消去变量 $\boldsymbol{\eta}^{(*)}$，可把最大化问题（14）写成空间 R^{2l} 上的凸二次规划问题：

$$\begin{aligned}&\min_{\alpha^{(*)}\in R^{2l}}\ \frac{1}{2}\sum_{i,j=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)(\alpha_j^*-\alpha_j)K(x_i,x_j)\\&\qquad+\varepsilon\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*+\alpha_i)-\sum_{i=1}^{l}y_i(\alpha_i^*-\alpha_i)\\&\text{s.t.}\qquad\sum_{i=1}^{l}(\alpha_i^*-\alpha_i)=0\\&\qquad 0\leqslant\alpha_i^{(*)}\leqslant C,\ i=1,\cdots,l\end{aligned} \tag{15}$$

求解（15），得 $\bar{\boldsymbol{\alpha}}^{(*)}=(\bar{\alpha}_1,\bar{\alpha}_1^*,\cdots\bar{\alpha}_l,\bar{\alpha}_l^*)^{\mathrm{T}}$，则 $f(x)$ 可表达为：

$$f(x)=\boldsymbol{\omega}\cdot\phi(x)+b$$

$$=\sum_{i=1}^{l}(\bar{\alpha}_i^*-\bar{\alpha}_i)K(x_i,x_j)+\bar{b} \quad (16)$$

选取位于$(0, C)$中的$\bar{\boldsymbol{\alpha}}^{(*)}$的分量$\bar{\alpha}_j$或$\bar{\alpha}_k^*$，得：

$$\bar{b}=y_j-\sum_{i=1}^{l}(\bar{\alpha}_i^*-\bar{\alpha}_i)K(x_i,x_j)+\varepsilon,$$

$$\bar{\alpha}_j\in(0,C) \quad (17)$$

或：

$$\bar{b}=y_k-\sum_{i=1}^{l}(\bar{\alpha}_i^*-\bar{\alpha}_i)K(x_i,x_k)-\varepsilon,$$

$$\bar{\alpha}_k^*\in(0,C) \quad (18)$$

2 基于SVR的几何误差元素建模流程

在应用SVR算法建模时，精度ε、惩罚参数C和核函数参数的确定是至关重要的。常见的核函数有多项式核函数、线性核函数、高斯径向基核函数和两层感知器核函数。

高斯径向基核函数具有建模速度快、精度高等优点，因此选择其作为数控机床几何误差SVR模型的核函数。高斯径向基核函数的表达式为：

$$K(x,x_i)=\exp(-\|x_i-x\|^2/\sigma^2) \quad (19)$$

式中，σ是核函数的宽度参数，控制函数的径向作用范围。

SVR模型的复杂度、拟合度和泛化能力主要取决于惩罚参数C和核函数宽度参数σ，可通过交叉验证法对C和σ进行选取。

交叉验证的方法是将原始样本数据分割成相互不相交的K个子集，每个子集分别作验证集，其余K–1组子集作训练集，得到K个模型，求出K个模型的均方误差MSE，选择MSE最小的一组参数作为最优参数。

优选确定各参数后，构造并求解凸二次规划问题式(12)的解$\bar{\boldsymbol{\alpha}}^{(*)}$，在开区间$(0, C)$内，利用$\bar{\boldsymbol{\alpha}}^{(*)}$的分量，可求解$\bar{b}$，之后结合$\bar{\boldsymbol{\alpha}}^{(*)}$和核函数$K(x_i, x)$，即可得到基于支持向量回归的几何误差预测模型：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{l}(\bar{\alpha}_i^*-\bar{\alpha}_i)\exp$$

$$(-\|x_i-x\|^2/\sigma^2)+\bar{b} \quad (20)$$

因此，基于SVR的几何误差建模流程可归纳为图2所示的流程图。

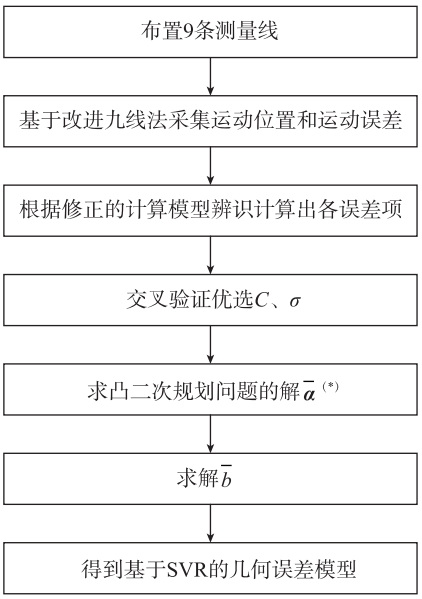


图2 基于SVR的几何误差建模流程图

Fig.2 SVR-based geometric error modeling flow chart

试验与验证

1 几何误差检测试验

以QLM27100–5X五轴龙门机床为试验平台，试验场景如图3所示。该机床X、Y、Z轴进给行程分别为0~550mm、0~1000mm及0~500mm，依据改进后九线法的测量线布置，如图4所示。为了排除热误差的影响，在检测之前需要将机床和激光干涉仪在检测环境中放置足够长的时间，保证在检测前达到热稳定状态。试验时环境温度为20℃，进给速度设置为500mm/min。

以X轴为例，对其6项几何误差项进行测量辨识。利用激光干涉仪测得X轴11个位置处误差值，根据式(2)~(6)可计算得到6项几何误差项，误差曲线如图5所示。

图3 试验现场图

Fig.3 Pictures of experimental site

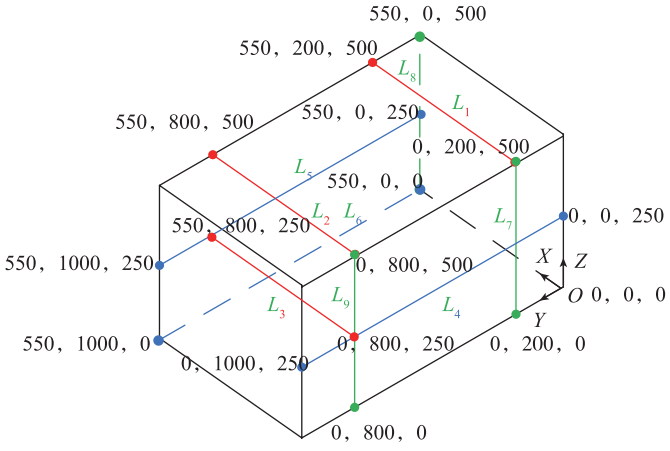
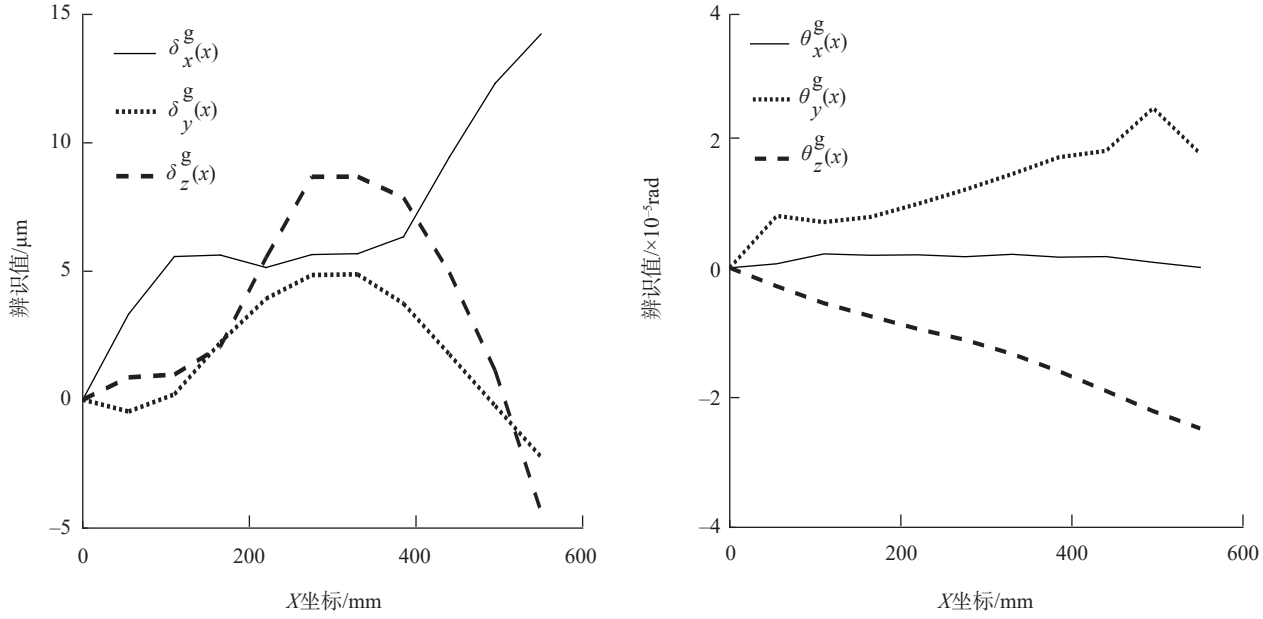


图4 9条测量线

Fig.4 Nine measuring lines



（a）位移几何误差曲线　　（b）转角几何误差曲线

图5　*X*轴几何误差

Fig.5　Geometric error of *X*-axis

2　模型精度验证

以 X 轴几何误差项 $\delta_x^g(x)$ 为例，分别基于 SVR 和 LSM 建立预测模型，并对比二者预测精度。

SVR 建模时，通过交叉验证法优选惩罚参数 C=11.3137，核函数宽度参数 σ=0.5946。SVR 具有 10 个支持向量，得到 10 个系数向量元素：$\bar{\alpha}_1^*-\bar{\alpha}_1$，…，$\bar{\alpha}_{10}^*-\bar{\alpha}_{10}$，阈值 $\bar{b}$=−0.118。因此几何误差 $\delta_x^g(x)$ 的 SVR 模型为：

$$f(x)=\sum_{i=1}^{10}(\bar{\alpha}_i^*-\bar{\alpha}_i)\exp$$

$$(-2.8284\|x_i-x\|^2)-0.118 \qquad (21)$$

图 6 是几何误差 $\delta_x^g(x)$ 的测量数据、SVR 模型预测数据及残差的对比图，可以看出 SVR 模型预测数据曲线与实测数据曲线吻合度较高，残差值在零线附近小幅波动。经计算，均方误差值 MSE 为 0.0238。

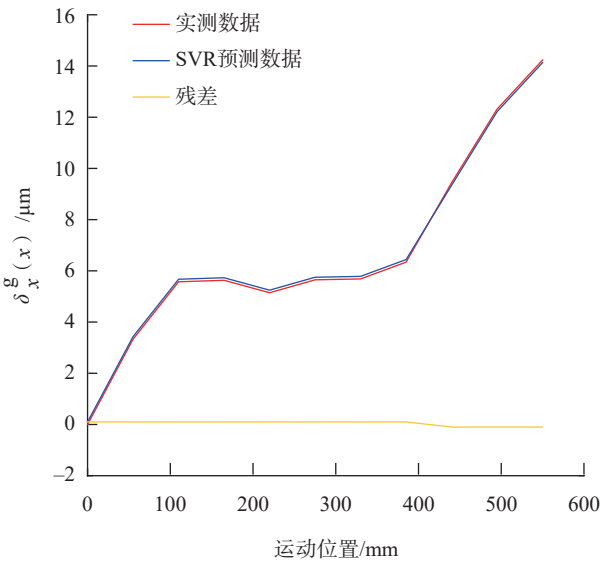


图6　$\delta_x^g(x)$ 测量数据与预测数据曲线

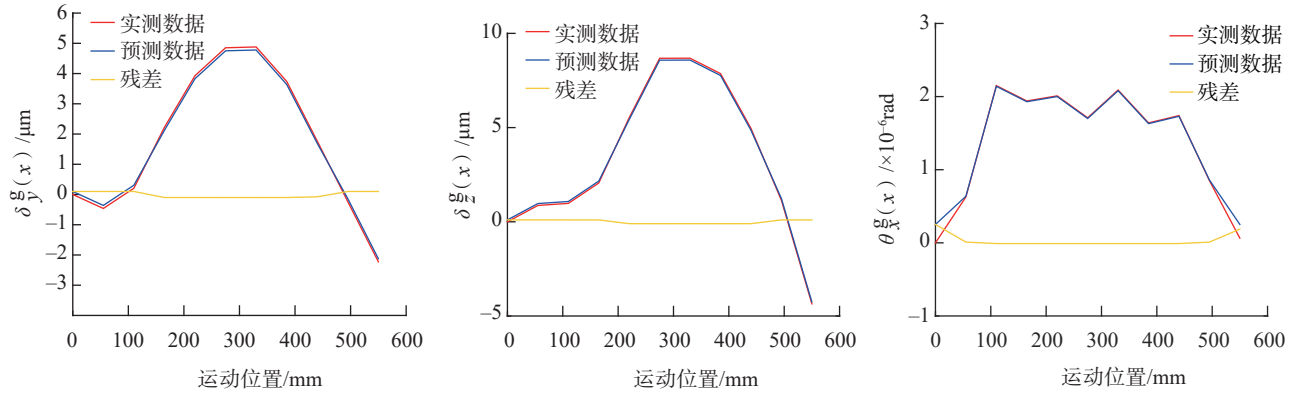
Fig.6　Measured data and predicted data curve of $\delta_x^g(x)$

LSM 建模时，以坐标值 x 的多次函数为输入变量，x 的 5 次多项式可达到较好的预测效果，模型表达式如下：

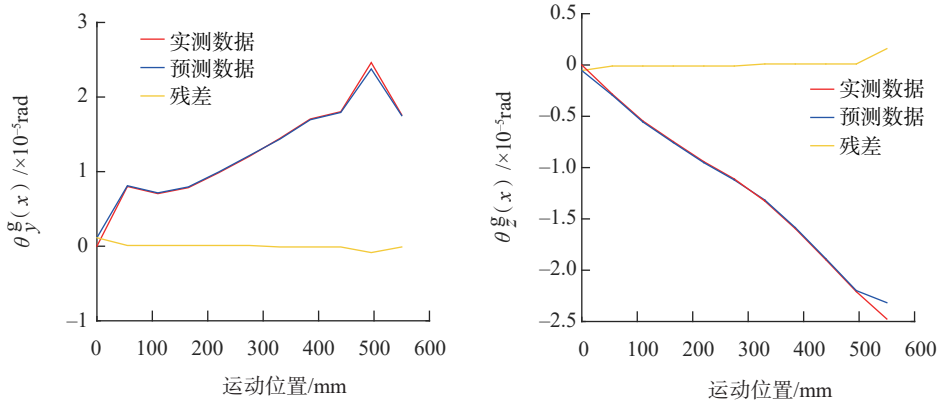
$$\delta_x^g(x)=-0.0054+0.0757x-(2.1585e-04)x^2-(6.4558e-07)x^3+(3.3548e-09)x^4-(3.2114e-12)x^5 \qquad (22)$$

经计算，5 次多项式预测均方误差值 MSE 为 0.072，大于 SVR 模型的均方误差值。可见，SVR 模型在数据样本较少情况下的预测精度优于最小二乘回归模型。

图 7 是 X 轴其余两项几何误差 $\delta_y^g(x)$、$\delta_z^g(x)$ 及 3 项转角误差 $\theta_x^g(x)$、



（a）$\delta_y^g(x)$ 预测结果与实测结果对比图　（b）$\delta_z^g(x)$ 预测结果与实测结果对比图　（c）$\theta_x^g(x)$ 预测结果与实测结果对比图



（d）$\theta_y^g(x)$ 预测结果与实测结果对比图　（e）$\theta_z^g(x)$ 预测结果与实测结果对比图

图7　*X*轴平移运动5项几何误差预测曲线

Fig.7　Five-term geometric error prediction curve of *X*-axis translational motion

$\theta_y^g(x)$、$\theta_z^g(x)$ 的实测数据与 SVR 模型预测数据对比图，进一步验证了数控机床几何误差 SVR 模型具有较高的预测精度和较强的泛化能力。同理可对移动轴 *Y*、*Z* 及转动轴 *A*、*C* 的各项误差元素进行 SVR 建模，不再做详细阐述。

结论

（1）分析了几何误差检测现有方法中广泛采用的“九线法”的原理及存在的不足，通过增加每条测量线垂直方向直线度的测量，以及修正误差辨识计算模型，降低了测量选点的难度，消除了误差项计算的累积误差，既保证了误差测量与辨识的速度又提高了精度。将误差辨识模型运用于 SVR 建模，为建模提供几何误差样本数据集。

（2）采用 SVR 相关理论，确定了选取高斯径向基核函数作为 SVR 模型的核函数，并通过交叉验证法选取精度 ε、惩罚参数 C 和核函数宽度参数 σ，提出了数控机床几何误差的 SVR 建模方法，归纳了建模流程。

（3）以 QLM27100–5X 五轴龙门机床为试验平台，基于改进的九线法对几何误差进行检测，得到几何误差样本数据。以 *X* 轴几何误差元素 $\delta_x^g(x)$ 为例，分别基于 SVR 和 LSM 建立预测模型，结果显示 SVR 模型和 LSM 模型的均方误差值 MSE 分别为 0.0238 和 0.072，验证了 SVR 模型预测精度优于 LSM 模型。对 *X* 其余 5 项几何误差也进行了 SVR 建模并绘制了预测曲线，进一步验证了 SVR 应用于几何误差元素建模的有效性和可行性。

参 考 文 献

[1] 付国强．基于指数积理论和坐标系微分运动关系的数控机床几何误差建模与补偿方法研究 [D]. 杭州：浙江大学，2016.

FU Guoqiang. Research on geometric error

modeling and compensation of CNC machine tools based on the product-of-exponential theory and transforming differential changes between coordinate frames[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2016.

[2] SCHWENKE H, KNAPP W, HAITJEMA H, et al. Geometric error measurement and compensation of machines-An update[J]. CIRP Annals-Manufacturing Technology, 2008, 57(2): 660–675.

[3] 梁莹莹 . 五轴数控机床几何误差建模、检测及补偿 [D]. 南京 : 南京航空航天大学 , 2017.

LIANG Yingying. Geometric error modeling, detection and identification of five-axis CNC machine tool[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2017.

[4] 孙克 , 沈兴全 . 基于 22 线测量法的数控机床误差参数辨识技术 [J]. 机械工程师 , 2009(3): 120–121.

SUN Ke, SHEN Xingquan. Error parameter identification technology of NC machine tools based on 22-line measurement method[J]. Mechanical Engineer, 2009(3) : 120–121.

[5] 翟宁 , 孙克 . 浅议 14 线测量法的数控机床误差参数辨识技术 [J]. 机械工程与自动化 , 2009(5): 108–109.

ZHAI Ning, SUN Ke. Discussions on error parameter identification technology of CNC machine tool based on 14-line measurement method[J]. Mechanical Engineering and Automation, 2009(5): 108–109.

[6] 张明伟 , 沈兴全 . 12 线测量法在数控机床误差辨识过程中的应用 [J]. 机械工程与自动化 , 2010(1): 192–194.

ZHANG Mingwei, SHEN Xingquan. Application of 12-line measurement method in error identification of NC machine tools[J]. Mechanical Engineering and Automation, 2010(1): 192–194.

[7] SHI L J, CHEN J Y, LI Z K, et al. Research on geometric error measurement system of machining center BV75 based on laser interferometer[C]//International Conference on Mechanical Engineering and Electrical Systems (ICMES). Singapore: EDP Sciences, 2016.

[8] 张恩忠 . 多轴精密数控机床误差测量、综合建模及补偿技术的研究 [D]. 长春 : 吉林大学 , 2017.

ZHANG Enzhong, Research on error measurement, comprehensive modeling and compensation technology of multi-axis precision CNC machine tools[D]. Changchun: Jilin University, 2017

[9] YAO X, FU J, XU Y, et al. Synthetic error modeling for NC machine tools based on intelligent technology[J]. Procedia CIRP, 2013, 10: 91–97.

[10] 谢春 , 张为民 . 车铣复合加工中心综合误差检测及补偿策略 [J]. 光学精密工程 , 2014, 22(4): 1004–1011.

XIE Chun, ZHANG Weimin. Comprehensive measurement errors of 5-axis turning-milling centers and their compensation strategies[J]. Optical Precision Engineering, 2014, 22(4): 1004–1011.

[11] LEE K I, LEE D M, YANG S H. Parametric modeling and estimation of geometric errors for a rotary axis using double ball-bar[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2011, 62(5–8): 741–750.

[12] FAN K, YANG J, YANG L. Orthogonal polynomials-based thermally induced spindle and geometric error modeling and compensation[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2012, 65(9–12): 1791–1800.

[13] FAN K, YANG J, YANG L. Unified error model based spatial error compensation for four types of CNC machining center: Part II—unified model based spatial error compensation[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2014, 49(1–2): 63–76.

[14] SLAMANI M, MAYER R, BALAZINSKI M, et al. Dynamic and geometric error assessment of an *XYC* axis subset on five-axis high-speed machine tools using programmed end point constraint measurements[J]. International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2010, 50(9–12): 1063–1073.

[15] ZHANG Y , YANG J , XIANG S, et al. Volumetric error modeling and compensation considering thermal effect on five-axis machine tools[J]. Proceedings of Institution of Mechanical Engineers Part C: Journal of Mechanical Engineering Science, 2013, 227(5): 1102–1115.

[16] 程亚平 . 多轴精密数控机床误差测量与建模研究 [D]. 长春 : 长春工业大学 , 2018.

CHENG Yaping. Research on error measurement and modeling for multi-axis precision CNC machine tools[D]. Changchun: Changchun University of Technology, 2018.

[17] JIANG H, FAN K G, YANG J G. An improved method for thermally induced positioning errors measurement, modeling, and compensation[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2014, 75(9–12): 1279–1289.

[18] ZHONG G, WANG C, YANG S, et al. Position geometric error modeling, identification and compensation for large 5-axis machining center prototype[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacture, 2015, 89: 142–150.

通讯作者：叶文华，博士、教授，研究方向为智能制造、数控装备技术、现代集成制造系统，E–mail：whye@nuaa.edu.cn。

Research on Geometric Error Modeling of CNC Machine Tools Based on Support Vector Regression

ZHOU Hengfei, YE Wenhua, GUO Yunxia, LIANG Ruijun, ZHANG Ting
(College of Mechanical and Electrical Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

[ABSTRACT] Aiming at the problem that the data samples are small and nonlinear in the modeling of geometrical error items of CNC machine tools, the SVR (support vector regression) with unique advantages in the nonlinear regression analysis of small sample data sets is studied, and based on which the geometric error prediction model of CNC machine tools is established. This paper analyzes the problems of the difficulty of measuring points and the calculation of cumulative error in the nine-line method commonly used in the detection of geometric error, and then proposes an improved method to increase the measurement of the straightness of each measurement line and the calculation model of the correction error term. The Gaussian Radial basis kernel function is chosen as the kernel function of the SVR model, and the cross-validation method is used to select the appropriate model parameters to solve the convex quadratic programming problem, and then the geometric error prediction model is established. Taking the *X*-axis of the QLM27100–5X five-axis gantry machine as an example, the geometric error sample data is obtained by measuring and identifying based on the improved nine-line method, and then the geometric error item prediction model is established based on the support vector regression machine and the least squares method respectively, and the prediction accuracy of the two models is compared. The results show that the predictive MSE of the former is 0.0238, which is less than 0.072 of the latter. It proves that the support vector regression model has higher predictive accuracy in small sample set.

Keywords: Support vector regression; CNC machine tools; Geometric error; Prediction model; Nine-line method

（责编　铃兰）

（上接第49页）

Research on Design and Manufacturing Technology of Composite Material Tools for Integrated Structural Forming

FU Jingli, LI Lulu, CAI Junwen
(AVIC GA Hua'nan Aircraft Industry Co., Ltd., Zhuhai 519040, China)

[ABSTRACT] This paper introduces the manufacturing method of the middle fuselage plenum of the light business jet. The middle fuselage is a semi-closed cabin. Considering the detachable mold of the formed parts, and the ease of processing and forming, the tooling cannot be made into a whole. It is manufactured by using the upper and lower parts to solve the problem of insufficient space for parts. After the upper and lower molds are respectively laid and finished, the mold is formed by a co-solidification molding method. In this way, the bearing capacity requirements of the fuselage can be achieved, and the structural weight reduction can be achieved by 30%, and the foundation for the civil airworthiness road of the domestic main bearing composite component is laid. Compared with the original non-integrated fuselage structure, the fuselage of the composite material is co-cured, no fastener connection, no secondary bonding, reducing the number of tooling more than 100, simplifying the entire process of molding.

Keywords: Supercharger tank; Integral molding; Co-curing; Composite material tooling; Positioning technology; Transition die

（责编　铃兰）