

基于粗糙集与偏相关分析的机床热误差温度测点约简

蔡力钢, 李广朋, 程 强, 李伟硕

(北京工业大学机械工程与应用电子技术学院, 北京 100124)

摘要: 为了合理减少温度测点数量并有效提高温度数据采集与分析的效率, 提出了一种基于粗糙集与偏相关分析相结合的温度测点约简方法. 首先, 利用偏相关分析的方法建立了温度变量与主轴热误差之间的偏相关系数, 并以此为依据辨识了主要的敏感温度变量. 然后, 在基于粗糙集理论获取的可行温度测点组合基础上, 筛选出包含敏感温度变量最多及偏相关度高的温度测点组合. 最后, 建立了热误差线性回归模型, 并在某型号数控机床上进行验证与分析. 结果表明: 温度传感器测点可由 22 个减少到 6 个, 在很大程度上提高了热误差模型的精确性和鲁棒性.

关键词: 热误差; 粗糙集; 偏相关分析; 数控机床; 温度测点优化

中图分类号: TG 661

文献标志码: A

文章编号: 0254-0037(2016)07-0969-06

doi: 10.11936/bjtxb2015070035

Reduction of Temperature Measurement Points for an NC Machine Tool Based on Rough Set and Partial Correlation Analysis

CAI Ligang, LI Guangpeng, CHENG Qiang, LI Weishuo

(College of Mechanical Engineering and Applied Electronics Technology, Beijing University of Technology, Beijing 100124, China)

Abstract: To reduce the number of temperature measurement points and improve the efficiency of temperature data acquisition, a new method of temperature measurement based on rough set and partial correlation analysis was proposed. First, based on the way of partial correlation analysis, the partial correlation coefficients between the temperature variables and thermal error of spindle were calculated, and it was used as the basis of choice of the main temperature sensitive variables. Then, the feasible temperature measuring points of the combination by rough sets were obtained, and the most sensitive temperature variables including temperature and partial correlation degree high point combination were screened. Finally, linear regression model of thermal error was established to test prediction accuracy, and verified in a certain type of CNC machine. Results show that temperature sensors are reduced from 22 to 6 to improve the precision and robustness of the thermal error model to a great extent.

Key words: thermal error; rough sets; partial correlation analysis; NC machine tool; optimization of temperature measurement points

近年来, 随着机械制造业的不断发展, 对数控机床精度的要求越来越高. 对于数控机床来说, 热误差是其关键误差源之一. 研究表明, 机床热误差可占机床总误差的 50% ~ 70%, 而在精密数控机床

中, 这一比重还要更大^[1-2]. 目前, 热误差建模与补偿技术是一种既有效又经济的减小数控机床热误差的方法^[3]. 然而, 想要得到一种精度高、鲁棒性好的热误差模型的关键之一就是要获取机床加工过程中

收稿日期: 2015-07-12

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51575010); 北京市科技新星计划项目(Z151100003150138)

作者简介: 蔡力钢(1958—), 男, 教授, 博士生导师, 主要从事数字化设计与制造方面的研究, E-mail: Lgcai321@aliyun.com

温度场和对应的热变形数据,然而,由于数控机床温度场具有非线性、时变性且分布极为复杂等特性,这就需要在机床上布置大量的温度传感器来获取较为精确的温度场。然而布置温度传感器过多会导致数据量过于庞大,难以处理、数据耦合,以及布线过多影响加工等问题。因此,在温度测点优化方面很多学者进行了深入的研究并取得了一些成果:神经网络法、有限元法、灰色关联和模糊聚类法^[4-5]、逐步线性回归法^[6]、模糊聚类与偏相关分析法^[7]、FCM自适应模糊聚类法^[8]、热误差敏感度分析法^[9]等。

这些分析方法都取得了很好的效果,当然也存在不足之处,其中神经网络法的优点是具有很强的鲁棒性、记忆能力、非线性映射能力以及强大的自学习能力;不足之处在于需要大量的输入来保证模型正常工作,增加了工作量。有限元法操作简单,但是对于建模的水平和边界约束条件要求很高,否则会影响实验的结果,主观性太大。灰色关联和模糊聚类法、模糊聚类与偏相关分析法等是2种方法的结合对温度测点的筛选更精确,但是都未能保证约简的温测点最大限度地保留机床温度场的全部信息。热误差敏感度分析法主要还是依靠有限元法来实现,需要提取大量的有限单元节点作为候选温度关键点,工作量很大。本文将采用粗糙集与偏相关相结合的方法来减少温度测点的数目,进而提高热误差建模精度。粗糙集擅长处理模糊、不完善和不确定的知识,可在保持分类能力不变的前提下快速地对属性进行约简,可最大程度上消除温度数据的非线性、时变性及温度数据之间的耦合性,最大程度地保留了温度场的信息。同时本文应用了粗糙集软件来处理数据,提高了约简效率。之后再提出偏相关的分析方法,更加准确地对温测点进行筛选,提高了建模的精度和鲁棒性。

1 粗糙集与偏相关分析

1.1 粗糙集分析

1.1.1 粗糙集理论简介

粗糙集(rough set,也称粗集)理论是Paw教授于1982年提出的一种能够定量分析处理不精确、不一致、不完整信息与知识的数学工具,其主要思想就是在保持分辨能力不变的前提下,通过知识约简导出问题的决策或分类规则^[10-11]。粗糙集擅长处理模糊、不完善和不确定的知识,可以在保持分类能力不

变的前提下快速地对属性进行约简,删除冗余属性、消除过剩规则。

1.1.2 定义

根据粗糙集理论的原理^[12],一个信息表可以描述为 $S=(U, C, D, V, f)$,式中: U 为论域; C 为条件属性集; D 为结果属性集。 $V=U_{a \in C \cup D} V_a$ 为属性的值域,其中, V_a 为属性 a 的值域; f 为信息决策函数。当 $D \neq \emptyset$ 时,该信息表是一个决策信息表。对于 $P, Q \subset C \cup D$, Q 对 P 的依赖度可以定义为

$$k = \gamma P(Q) = |POS_P(Q)|/|U|$$

对于条件属性的任一子集 $R \subset C$,如果

$$POS_R(D) = POS_C(D)$$

$$POS_R(D) \neq POS_{R-\{a\}}(D) \quad a \in R$$

式中: POS 为 Q 对 P 的属性集。则 R 为 C 的一个相对约简。

设 Q 为一个等价关系族,通常情况下等价关系族中包含多个属性,本文定义 Q 为机床热误差补偿系统中的属性集, $Q = C \cup D, C \cap D = \emptyset$, C 称为条件属性集, D 称为结果属性集,定义 T 为 p 个位置温度传感器的温度随时间变化的变量,则有 $T = \{T_1(t), T_2(t), \dots, T_p(t)\}$, Y 为激光干涉仪测得的机床定位误差量 $Y(t)$;即有 $C = \{T_1(t), T_2(t), \dots, T_p(t)\}$; $D = Y(t)$ 。

1.1.3 决策表的构建与约简

建立系统决策表 $K=(U, C \cup D)$,并将此决策表建立为一个Excel表,决策表中的每列代表1个温度测点,行代表描述温度测点的特征变量,除最后一列为决策属性外其他均为条件属性。本文在实例计算时借助粗糙集软件(ROSETTA),具体方法为将建立的系统决策表的Excel表 $K=(U, C \cup D)$ 输入到粗糙集分析软件中,通过数据补齐、数据离散化之后进行数据约简处理,得到几种可行的温度测点组合,这些温度测点组合可以完整地表达机床温度场分布情况;使用粗糙集软件进行分析之前需要对数据进行预处理,使数据离散化,对连续属性的离散化方有很多,归纳起来主要有3种类型:局部和全局的离散化方法、有监督和无监督的离散化方法、动态和静态的离散化方法。本文选取一种简单的区间等间隔分割方法来进行数据离散化^[13]。

1.2 偏相关分析

相关系数是用来描述变量 x, y 之间的相关性,它表征了 x, y 之间的关联程度^[14],其计算式为

$$r_{xy} = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2 \sum (y_i - \bar{y})^2}}$$

设有一组自变量 $X = (x_1, x_2, \dots, x_p)$, 为 p 个温度变量的集合 $x = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ ($i = 1, 2, \dots, p$) 为第 i 个温度变量的 n 个测量值, 则 x_i 与 x_j ($i, j = 1, 2, 3, \dots, n$) 的偏相关系数的计算方法如下.

首先, 计算由简单相关系数 r_{ij} 组成的相关矩阵

$$R = (r_{ij})_{n \times n} = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1n} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ r_{n1} & r_{n2} & \dots & r_{nn} \end{bmatrix}$$

对简单相关系数组成的矩阵求逆矩阵

$$R^{-1} = (\lambda_{ij})_{n \times n} = \begin{bmatrix} \lambda_{11} & \lambda_{12} & \dots & \lambda_{1n} \\ \lambda_{21} & \lambda_{22} & \dots & \lambda_{2n} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ \lambda_{n1} & \lambda_{n2} & \dots & \lambda_{nn} \end{bmatrix}$$

则变量 x_i 与 x_j 的偏相关系数为

$$\begin{cases} C_{ij} = \frac{-\lambda_{ij}}{\sqrt{\lambda_{ii}\lambda_{jj}}} & (i \neq j) \\ C_{ij} = 1 & (i = j) \end{cases}$$

1.3 多元线性回归模型分析

多元线性回归是多元统计分析中的一个重要方法, 被广泛应用于社会、经济、技术等领域. 多元线性回归可以作为热误差建模的模型来对数控机床的热误差进行预测. 其通用表达式为

$$y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_p x_p + \varepsilon$$

式中: $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_p$ 为 $p + 1$ 个未知参数, 为回归系数; y 称为被解释变量(因变量); x_1, x_2, \dots, x_p 为 p 个可以精确测量并可控制的一般变量, 为解释变量(自变量); ε 为不可观测的随机误差; 当 $p \geq 2$ 时, 其通用表达式为多元线性回归模型.

设有 n 组独立的观测值 $(y_i: x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ip})$, ($i = 1, 2, \dots, n$) 则方程可用矩阵表示为 $Y = X\beta + \varepsilon$. 其中

$$Y = \begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & \dots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \dots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{np} \end{bmatrix}$$

则有

$$\hat{\beta} = [\hat{\beta}_0 \quad \hat{\beta}_1 \quad \dots \quad \hat{\beta}_p]$$

最终求得回归方程为

$$\hat{y} = \hat{\beta}_0 + \hat{\beta}_1 x_1 + \dots + \hat{\beta}_p x_p$$

因 ε 为均值为 0 的噪声序列, 故被略去.

1.4 温度点约简方案

提出了基于粗糙集与偏相关分析相结合的方法对数控机床温度测点进行约简, 然后, 使用多元线性回归模型进行热误差预测的方法, 对该方法进行验证, 为了优化实验流程, 提高验证方案的准确性以及建模的精度, 绘制了简易实验方案, 如图 1 所示.

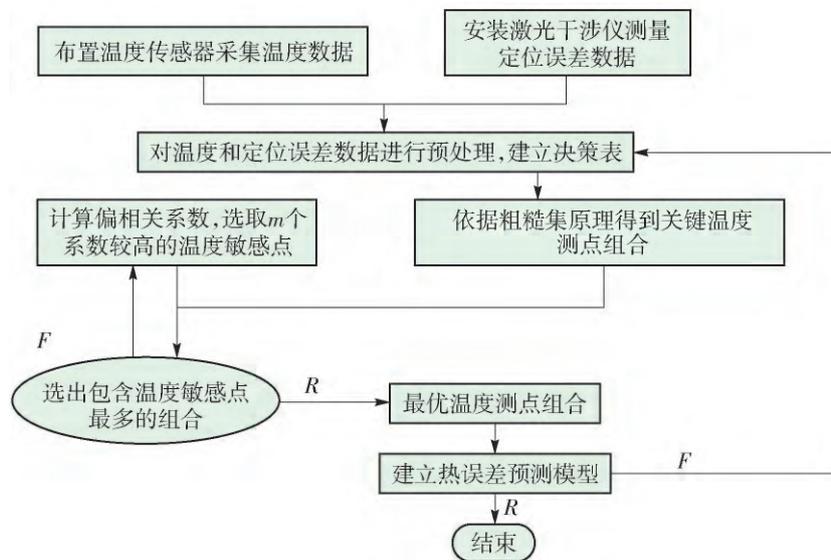


图 1 整体实验方案流程

Fig. 1 Overall experimental program flow

2 应用分析与验证

2.1 温度数据采集

考虑热效应下影响定位误差的相关因素,包括机床运动件往复运动产生热量、电动机运行发热、机床各部件发热传热以及环境温度的影响,依此分析确定采集机床温度数据实验中传感器的布置位置,如图2所示。因此22个传感器布置位置详见表1,编号为3、4、5、6、11、12、15、20号传感器安装在主轴上端和下端的典型位置上,下端4个,上端4个,且每个传感器间距相等,环绕在轴端上;传感器等间距安装,避免距离太近相互干扰,距离太远检测不全面,以下传感器安装相同;2、13、14号安装在主轴箱箱体前端、侧面及上端上;7、16、17、19和21号安装在 x 、 y 、 z 轴向导轨上;1、8、9、10、18和22号安装在立柱、工作台、冷却液和环境温度上。

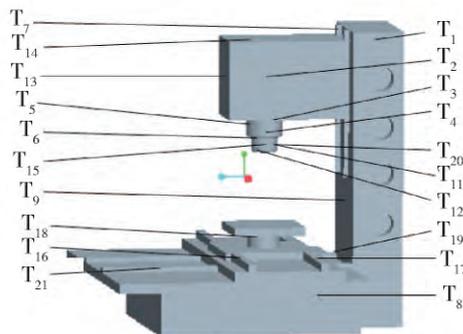


图2 温度传感器分布

Fig.2 Schematic diagram of temperature sensor distribution

表1 温度传感器安装位置

Table 1 Installation position of temperature sensor

温度传感器编号	安装位置
T_3, T_4, T_5, T_6	主轴上端典型位置
$T_{11}, T_{12}, T_{15}, T_{20}$	主轴下端典型位置
T_2, T_{13}, T_{14}	主轴箱箱体前端、侧面及上端
$T_{20}, T_{23}, T_{24}, T_{26}, T_{27}$	x 、 y 、 z 轴向导轨
$T_1, T_8, T_9, T_{10}, T_{18}, T_{22}$	立柱、工作台、冷却液和环境温度

2.2 机床 z 向热定位误差的测定

将激光发射器安装在工作台前端的平整处,之后将激光干涉仪的接收器安装在机床的主轴上。安装完成后调整激光干涉仪的激光发射器的激光头,使测量轴线与机床移动的轴线在一条直线上或平

行,即将光路调准直。待机床运行时,按要求对机床的相关参数进行测量。然后,先在机床冷态下测量定位误差,测量后快速移动运动轴使机床温度升高,经再测量、再温升如此重复至机床各温度变化趋于稳定,即机床达到热平衡状态结束测量。通过运行机床可以得到温度传感器测得的温度随时间的变化量 $T(t)$;激光干涉仪测得的机床定位误差量 $Y(t)$,如图3所示。



图3 激光干涉仪安装

Fig.3 Schematic diagram of laser interferometer installation

2.3 关键温测点组合

表2给出了利用粗糙集分析软件得到的关键温测点组合。根据偏相关分析理论,由其计算公式可以得到各温度变量与 z 向热误差之间的偏相关系数(采用双侧 t 检验,检验水平规定为 $\alpha = 0.05$)计算结果,如表3所示。

表2 关键温测点组合

Table 2 Key temperature points combination

序号	温度传感器编号
1	$T_3, T_5, T_6, T_{10}, T_{12}, T_{18}$
2	$T_3, T_6, T_{10}, T_{12}, T_{13}, T_{18}$
3	$T_5, T_6, T_{10}, T_{13}, T_{14}, T_{18}$
4	$T_3, T_5, T_6, T_{10}, T_{11}, T_{12}$
5	$T_3, T_5, T_6, T_{10}, T_{13}, T_{18}$

显著度值为结果可信度的一个递减指标,值越大,则关联程度越低。从表2可以选择与机床热误差的偏相关系数大并且通过显著度 $\sin \theta < 0.01$ 检验的温度变量作为关键温测点,如表4所示。最终综合比较约简的10个敏感温度测点和5组温度测点组合,筛选出包含敏感温度测点最多及关联度最高的温度测点组合,可以得出一个最优温度测点组合:($T_3, T_6, T_{10}, T_{12}, T_{13}, T_{18}$)如图4所示。

表 3 温度变量与 z 向热误差之间的偏相关系数

Table 3 Partial correlation coefficient between temperature variables and thermal error in the direction of z

传感器序号	偏相关系数	显著度
1	0.041	0.316
2	0.158	0.001
3	0.60	0
4	0.065	0.124
5	0.356	0
6	0.421	0
7	0.073	0.047
8	0.041	0.216
9	0.399	0
10	0.417	0
11	0.055	0.135
12	0.508	0
13	0.343	0.001
14	0.023	0.308
15	0.045	0.215
16	0.010	0.421
17	0.089	0.043
18	0.241	0
19	0.023	0
20	0.299	0.027
21	0.082	0.153
22	0.056	0.142

表 4 偏相关系数大小排列

Table 4 Size arrangement of partial correlation coefficient

序号	T ₂	T ₃	T ₅	T ₆	T ₉
偏相关系数	0.158	0.600	0.356	0.421	0.399
大小排列	T ₃ >	T ₁₂ >	T ₆ >	T ₁₀ >	T ₉ >

序号	T ₁₀	T ₁₂	T ₁₃	T ₁₈	T ₁₉
偏相关系数	0.417	0.508	0.343	0.241	0.023
大小排列	T ₅ >	T ₁₃ >	T ₁₈ >	T ₂ >	T ₁₉

2.4 结果分析

利用 2.3 得到的温测点组合数据, 可以建立热误差多元线性回归模型^[15], 用约简的关键温度变量可以建立 z 向热误差模型为

$$\Delta z = 32.4526 + 8.0815T_3 + 2.0539T_6 - 11.2203T_{10} - 17.4441T_{12} + 25.5039T_{13} - 8.8098T_{18}$$

式中: Δz 为机床主轴轴向热误差; T_3 、 T_6 、 T_{10} 、 T_{12} 、 T_{13} 、 T_{18} 分别为温度敏感点实时温度. 使用粗糙集与偏相关相结合的方法优化温度测点得到的热误差模型预测曲线如图 5 所示. 由预测曲线可知, 该模型残差值分布范围比较小, 最大残差仅为 $9.7 \mu\text{m}$, 与

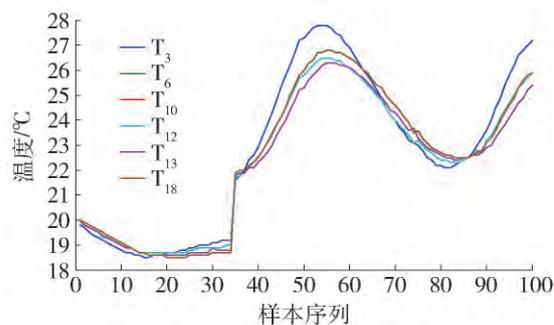


图 4 机床 6 个关键点的温度变化曲线

Fig. 4 Temperature variation curve of six key points

未使用粗糙集与偏相关分析相结合的约简方法(仅用偏相关分析, 依据偏相关系数大小筛选关键温度测点的方法)的同型号机床相比残差由 $42 \mu\text{m}$ 降到了 $9.7 \mu\text{m}$, 模型精度和鲁棒性效果显著. 因此, 使用粗糙集与偏相关相结合的方法优化温度测点是可行、有效的, 如图 6 所示.

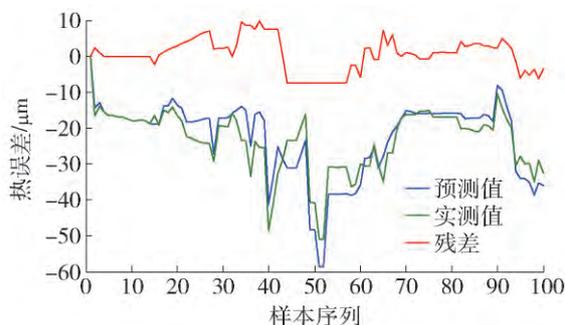


图 5 粗糙集与偏相关分析温度测点约简预测

Fig. 5 Prediction of temperature measurement point reduction based on rough set and partial correlation analysis

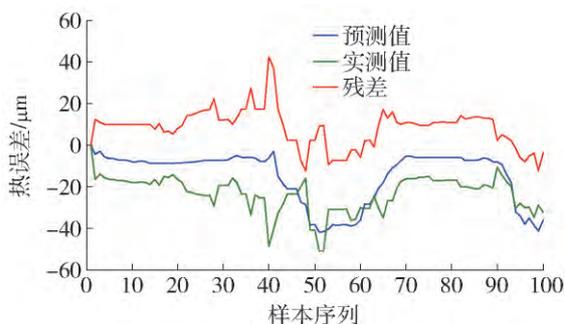


图 6 偏相关分析温度测点约简预测

Fig. 6 Prediction of temperature measurement point reduction based on partial correlation analysis

3 结论

1) 利用粗糙集与偏相关分析相结合的方法对

数控机床温度测点的布置进行了约简与优化,并通过多元线性回归分析对结果进行了验证.验证结果表明:该方法对温测点约简效果比较显著.温度测点由22个降到了6个,与单一的偏相关分析相比较,主轴轴向最大热误差残值由42 μm 降到了9.7 μm .

2) 创新之处在于使用粗糙集方法对温度数据进行约简.极大程度上避免温度数据之间的耦合性、非线性带来的问题.偏相关分析也极大地降低了变量之间的互相影响作用,能更准确地反映温度变量与主轴热变形的关系.提高了热误差建模的精度.

参考文献:

- [1] ISO. ISO230-3: 2001 test code for machine tools-part 3: determination of thermal effects [S]. Switz-erland: TC39, 2001.
- [2] 苗恩铭,高增汉,党连春,等.数控机床热误差特性分析[J].中国机械工程,2015,26(8):1078-1084.
MIAO E M, GAO Z H, DANG L C, et al. CNC machine thermal error characteristics analysis of [J]. China Mechanical Engineering, 2015, 26(8): 1078-1084. (in Chinese)
- [3] 杨建国,范开国,杜正春.数控机床误差实时补偿技术[M].北京:机械工业出版社,2013:1-4.
YANG J G, FAN K G, DU Z C. CNC machine tool error real-time compensation technology [M]. Beijing: Mechanical Industry Press, 2013: 1-4. (in Chinese)
- [4] 张伟,叶文华.基于灰色关联和模糊聚类的机床温度测点优化[J].中国机械工程,2014,25(4):456-461.
ZHANG W, YE W H. Optimization of temperature measurement of machine tool based on grey relation and fuzzy clustering [J]. China Mechanical Engineering, 2014, 25(4): 456-461. (in Chinese)
- [5] 苗恩铭,龚亚云,成天驹,等.支持向量回归机在数控加工中心热误差建模中的应用[J].光学精密工程,2013,21(4):980-986.
MIAO E M, GONG Y Y, CHENG T J, et al. Application of in thermal error modeling of NC machining center with support vector regression [J]. Optics and Precision Engineering, 2013, 21(4): 980-986. (in Chinese)
- [6] 罗范杰,宋丹路.基于逐步线性回归的温度测点优化[J].组合机床与自动化加工技术,2015(3):55-58.
LUO F J, SONG D L. Based on stepwise linear regression of the temperature measuring point [J]. Modular Machine Tool & Automatic Manufacturing Technique, 2015(3): 55-58. (in Chinese)
- [7] 赵瑞月,梁睿君,叶文华.基于模糊聚类与偏相关分析的机床温度测点优化[J].机械科学与技术,2011(11):1767-1772.
ZHAO R Y, LIANG R J, YE W H. Optimization of mechanical science and technology based on fuzzy clustering and partial correlation analysis [J]. Mechanical Science and Technology, 2012(11): 1767-1772. (in Chinese)
- [8] 周杰,李小汝,罗范杰.基于FCM自适应模糊聚类的温度测点优化[J].制造技术与机床,2015(2):39-43.
ZHOU J, LI X R, LUO F J. Temperature measurement point optimization (FCM) based on adaptive fuzzy clustering [J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2015(2): 39-43. (in Chinese)
- [9] 赵海涛,冯伟,周海,等.基于热误差敏感度图的温度关键点选择方法[J].上海交通大学学报,2015,49(5):725-729.
ZHAO H T, FENG W, ZHOU H, et al. Selection method of key points of temperature based on thermal error sensitivity chart [J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49(5): 725-729. (in Chinese)
- [10] CHAN C C, GRZYMALA B J W, ZIARKO W P. Rough sets and current trends in computing [C]//Proceedings of the 6th International Conference, RSCTC 2008. Akron: [s. t.], 2008.
- [11] PAW L Z. Rough sets [J]. International Journal of Parallel Programming, 1982, 11(5): 341-356.
- [12] 王学恩,韩崇昭,韩德强,等.粗糙集研究综述[J].控制工程,2013,20(1):1-8.
WANG X E, HAN C Z, HAN D Q, et al. Overview of [J]. Control Engineering, 2013, 20(1): 1-8. (in Chinese)
- [13] 陶志,许宝栋,汪定伟,等.一种基于粗糙集理论的连续属性离散化方法[J].东北大学学报(自然科学版),2003,24(8):747-750.
TAO Z, XU B D, WANG D W, et al. Continuous attribute discretization method based on rough set theory [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2003, 24(8): 747-750. (in Chinese)
- [14] 凡志磊,李中华,杨建国.基于偏相关分析的数控机床温度布点优化及其热误差建模[J].中国机械工程,2010,21(17):2025-2027.
FAN Z L, LI Z H, YANG J G. Based on the partial correlation analysis of NC machine tool temperature distribution optimization and thermal error modeling [J]. China Mechanical Engineering, 2010, 21(17): 2025-2027. (in Chinese)
- [15] 吴诚鸥,秦伟良.近代实用多元统计分析[M].北京:气象出版社,2007:97-123.
WU C O, QIN W L. Modern practical multivariate statistical analysis [M]. Beijing: Meteorology Press, 2007: 97-123. (in Chinese)

(责任编辑 杨开英)